



TITLE:

流域スケールの温暖化影響評価に
資する全球気候モデル解析手法お
よび気候変動情報データベースの
開発(Dissertation_全文)

AUTHOR(S):

道広, 有理

CITATION:

道広, 有理. 流域スケールの温暖化影響評価に資する全球気候モデル解
析手法および気候変動情報データベースの開発. 京都大学, 2014, 博士
(工学)

ISSUE DATE:

2014-11-25

URL:

<https://doi.org/10.14989/doctor.r12875>

RIGHT:

流域スケールの温暖化影響評価に資する
全球気候モデル解析手法および
気候変動情報データベースの開発

平成 26 年

道 広 有 理

目次

第 1 章 序論.....	1
第 2 章 日本陸域を対象とした全球気候モデルの現在気候再現性	7
2.1 概説.....	7
2.2 全球気候モデルの概要	8
2.3 日本周辺領域を対象とした解析方法.....	10
2.3.1 解析領域の定義	10
2.3.2 対象期間	14
2.3.3 GCM の再現性を評価するための基準データ	14
2.3.4 対象とする気象要素	16
2.3.5 GCM の再現性評価手法.....	17
2.3.6 同一モデルによるアンサンブルランの取り扱い	18
2.4 日本周辺領域の再現性	19
2.4.1 領域別の分布傾向.....	19
2.4.2 日本陸域の再現性.....	29
2.4.3 同一モデルによるアンサンブルランの比較.....	35
2.5 結語.....	37
第 3 章 マルチモデルアンサンブルを利用した不確実性の低減 および将来変化の検討.....	41
3.1 概説.....	41
3.2 全球気候モデルにおける予測の不確実性	42
3.2.1 不確実性の要因	42
3.2.2 不確実性の低減	44
3.3 日本陸域における不確実性の低減と将来変化の推定	46
3.3.1 再現性の高い気候モデルの選択.....	46
3.3.2 現在気候再現実験における不確実性	50
3.3.3 将来変化	53
3.4 結語.....	59

第 4 章 日本国内における全球気候モデル実験結果の利用手法の確立	63
4.1 概説.....	63
4.2 国内で求められる気候変動情報.....	64
4.2.1 一般的に温暖化の検討がなされる地域スケール	64
4.2.2 全球気候モデルのダウンスケーリング	65
4.2.3 スケーリングによる温暖化影響評価	67
4.2.4 地域メッシュ統計.....	68
4.3 一次メッシュに基づいたデータ整理.....	70
4.3.1 データ解像度の規格化	70
4.3.2 収集データ.....	71
4.3.3 事前に準備する統計値	71
4.4 温暖化影響評価への活用.....	73
4.4.1 温暖化外力の設定.....	73
4.4.2 観測値をベースとした温暖化影響評価.....	73
4.5 適用と考察.....	76
4.6 結語.....	82
第 5 章 気候変動情報データベースの構築.....	87
5.1 概説.....	87
5.2 国土数値情報の整備状況.....	88
5.3 データベースシステムの開発	90
5.3.1 対象とするデータと項目	90
5.3.2 データ整理方法	91
5.3.3 開発環境	93
5.3.4 WEB アプリケーションの開発.....	93
5.4 適用と考察.....	97
5.4.1 現在気候の再現性.....	97
5.4.2 将来の気候変化	101
5.5 結語.....	104

第 6 章 データベースを用いた流域スケールの水文解析.....	107
6.1 概説.....	107
6.2 主要な 7 河川流域における温暖化影響.....	109
6.2.1 対象とするデータ	109
6.2.2 解析対象流域.....	112
6.2.3 現在気候再現性の評価手法	112
6.2.4 現在気候再現性とマルチモデルアンサンブルによる予測精度の向上	113
6.2.5 将来の気候変化	118
6.2.6 再現性と将来変化の関係性	123
6.3 日降水量を用いた極端現象に対する温暖化影響の検討	124
6.3.1 解析項目	124
6.3.2 日降水量の上位 2%	125
6.3.3 無降水日数.....	127
6.3.4 将来予測の不確実性.....	129
6.4 「気候変動情報データベース」により温暖化外力を設定した研究事例.....	131
6.4.1 分布型流出モデルによる流況解析（Sato et al., 2011）	131
6.4.2 タンクモデルを用いた融雪流出解析（中村ら, 2014）	132
6.4.3 気候変化上乗せ法の利点と課題.....	133
6.5 結語.....	134
第 7 章 結論.....	137

第 1 章

序論

本論文の研究目的は、世界各国の研究機関で開発された全球気候モデルの実験結果を利用し、将来的に不可避な温暖化について、水文解析をはじめとした様々な分野で影響評価を実施するためのデータベースを構築し、その活用方法について検討することである。

1997 年に開催された第 3 回気候変動枠組条約締約国会議 (COP3) において温室効果ガスの削減目標が定められた京都議定書が採択されて以来、地球温暖化は人類共通の課題として社会的にも広く認知されてきた。気候変動に関する政府間パネル (IPCC) の第三次評価報告書 (IPCC, 2001) では、様々な観測成果により、地球が温暖化しつつあることが明らかにされている。同報告書では、気温の上昇により積雪面積の減少や海面水位の上昇などが確認され、最近 50 年間に観測された温暖化のほとんどは人間活動に起因するものである、と結論づけられている。さらに 2007 年の IPCC 第四次評価報告書 (IPCC, 2007) では、25 の全球気候モデルによる実験結果から、より確信度の高い予測結果として地球温暖化が論じられている。2013 年の IPCC 第五次評価報告書 (IPCC, 2013) では、気候システムの温暖化には疑う余地がなく、それに対する人間の影響は明瞭であると断言されている。地球温暖化による気候変動は、我々の生活や産業に様々な影響を及ぼすことが懸念されている。温暖化への対策については、温室効果ガスの排出を抑制することに加え、温暖化後の気候変化に備えて適応策を講じておくことが挙げられる。前者については、温室効果ガス排出量は依然として単調増加傾向にあり (IEA, 2013)、温暖化の緩和策には限界があると言わざるを得ない。したがって、温暖化の様々な影響への適応策を講じるために、外力となる気候変化の程度についての的確に推定することが重要となってくる。

地球温暖化という言葉が一般的に認知されていった当初、産業革命を機に急激に排出量が上昇した二酸化炭素を含めた温室効果ガスにより、大気の放射強制力が増大して地表付近の温度が上昇することを意味する言葉、として世間的には受け止められていた。今日では、雲や地表面のアルベド低下による負のフィードバックや、太陽活動の変化や火山噴火など自然現象も含めて、地球温暖化を議論するようになっている。このように、複雑な要因が関連する地球温暖化について、その影響を定量的に予測することは簡単ではない。熱エネルギーや水の循環は大気、海洋、陸面の相互作用を地球全体で考慮する必要がある。数十年から数百年という遠い未来を論理的に推定する必要がある。これらの課題を解決するため、必然的に数値シミュレーションという手法が広く用いられることとなった。地球全体をモデル化して計算する手法は 1950 年代にはじまり、1970 年代には大気海洋結合モデルを用いて二酸化炭素濃度上昇に伴う気温の上昇が予測されている (Weart, 2014)。当初は大気だけを扱うモ

デルであったものに、陸面モデルや海面・海洋モデルなどが次々と組み込まれ、より現実に近い物理過程を再現して計算ができるようになってきた。反面、モデルが複雑となり、計算負荷が増大したことから、個人の研究者レベルでは開発や実験が困難となり、世界各国の限られた機関を中心に温暖化実験が行われているのが現状である。気候モデルを用いた数値実験は様々な要素を包括してシミュレーションしているため、その出力データを分析することは一つの研究分野として確立しており、気候システムの理解などにも役立っている。

ただし、気候モデルによるシミュレーションは当然ながら完全なものではなく、予測には不確実性が避けられない。将来の温室効果ガスの排出シナリオによって予測結果は変わってくるのは勿論のこと、IPCC 第四次評価報告書に用いられた全球気候モデルにおいて同じ排出シナリオを使った予測結果を比較しても、モデルごとにばらつきが存在する。現在気候の再現性については、過去の観測値や再解析値を用いて検証することで一定の評価を行うことは可能であるが、将来の気候変化を現段階で検証することは不可能である。今後、気候モデルがどのように発展したとしても、この問題は避けられない。

一方、温暖化の影響を検討する側にとって、すなわち、研究者、行政関係者、企業など、社会全体に等しいが、最も重要な問題は具体的にどのような変化が生じるのか、ということにつける。気温の上昇や降水量の変化など、外力の変化が示されない限り、温暖化の影響評価や適応策の検討は不可能である。例えば河川分野であれば、一級河川ごとに流域単位で河川整備計画が立てられており、治水や渇水に係る降水量の基準が流域ごとに設定されている。これらの値が温暖化によってどう変化するのか、ということが議論のスタートに不可欠である。こういった社会的必要性に応じるため、気候モデルの実験結果を、より狭い領域に適用するダウンスケーリングと呼ばれる手法が開発されてきた。気候モデルの水平解像度は通常 100km 以上であるが、過去の観測値を利用した統計的な手法や、地域気候モデルを使ってさらに数値実験を行う力学的な手法により解像度を高め、全球気候モデルだけでは表現できない地域スケールの現象を扱うことが可能になる。しかし、ダウンスケーリングを行うことは新たな予測結果を生み出すことを意味し、当然ながら手法によって結果は異なってくる。気候モデルの違いが生み出す差異に加え、ダウンスケーリングにより様々な種類の将来予測が存在しているという状況である。さらに、ダウンスケーリングを含む気候モデルの実験結果は非常に膨大なものであるため、誰もが簡単に利用できる訳ではない。温暖化に関する様々なデータを地域スケールに落とし込み、共通の土俵で比較検証する手法の確立が早急に必要と考えられるが、そういった研究やデータは少ない。そのため、地域において影響評価を行う場合、IPCC の報告書などから全球平均の値を引用したり、ある特定の予測結果だけに基づいて影響評価を行っているケースが多くみられる。

本論文は、複数の気候モデルの実験結果のうち降水量や気温をはじめとした地上気象要素についてデータを収集し、日本国内における環境影響評価に活用する手法を検討したものである。さらに、より多くの人が情報を利用できるように、国内を 80km 四方のメッシュに区分して情報をデータベース化するとともに、WEB を通じた表示システムを開発した。さらに、開発したデータベースを用いて

解析を行い、流域スケールでの温暖化影響について議論する。以下に、本論文の構成を示す。

第2章では、比較的解像度の粗い気候モデルの実験結果を用いて、日本周辺における現在気候の再現性を検証する。モデルごとに日本列島の表現の違いを確認し、海域と陸域の区分すら困難であるモデルが存在していることを示す。次に陸域に対象を限定した解析を行い、観測値および再解析値を基準に予測再現性を明らかにする。

第3章では、複数の気候モデルの実験結果を平均すると現在気候再現性が向上することを示し、日本列島のような特定の狭い領域を抽出する場合にもマルチモデルアンサンブルが有効であることを明らかにする。さらに、現在気候と将来気候の実験結果を比較することにより、複数の気候モデルが指し示す将来変化を、気象要素別に考察する。

第4章では、気候モデルや再解析値など、解像度の異なる様々なデータについて、日本国内を解析対象として扱うための手法について論じる。温暖化の影響評価に用いることを念頭に必要な情報を整理し、気候モデルの実験結果を汎用的な利用に結び付ける手法を検討した。地域特性に応じた外力設定を可能とするため、観測値に気候変化値を加味する「気候変化上乘せ法」を提案する。マルチモデルアンサンブルにより、解像度の粗い GCM を国内の影響評価に利用できる可能性があることを示す。

第5章では、第4章で論じたデータ整理手法を用いて「気候変動情報データベース」を構築する。気候モデルの実験結果を用いて解析したデータを登録することに加え、幅広い利用者層に情報を提供することを目的に、情報を視覚的に表示させるシステムを WEB アプリケーションとして開発し、インターネットを利用した情報発信を行うまでを内容に含む。開発した「気候変動情報データベース」を用いて、温暖化が日本国内に与える影響の地域差についても分析を行い、解像度の粗い GCM のアンサンブル平均により、国内の地域差が表現できることを明らかにする。

第6章では、国内の主要な河川流域を中心に、温暖化による気候変化を国内の流域スケールで分析する。特に、解像度の粗い気候モデルである CMIP3 と、超高解像度モデルに位置付けられる MRI-AGCM を対比させることで、予測の不確実性についての考察を行う。解像度により、再現性や将来気候の予測にどのような違いが生じるのかについて、詳細な分析を行う。さらに、大雨や渇水といった極端現象についても、第4章で確立した手法によって検討できる可能性があることを示唆する。また、「気候変動情報データベース」を利用した研究が既に行われているため、応用研究事例として紹介するとともに、その妥当性や課題について考察を行う。

第7章では、本研究で得られた成果のまとめを述べる。

参考文献

- IEA. (2013): CO2 Emissions from Fuel Combustion Highlights, 2013 Edition, OECD/IEA, Paris.
- IPCC. (2001): Climate Change 2001: The Scientific Basis, Contribution of Working Group I to the

Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 881pp.

IPCC. (2007): Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 996pp.

IPCC. (2013): Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 1535pp.

Weart, S. (2014): The Discovery of Global Warming (February 2014 Edition), <http://www.aip.org/history/climate/>, Accessed July 11, 2014.

用語の定義

本論文では、以下のように用語を定義する.

GCM : 全球気候モデル (Global Climate Model). 様々な方程式を組み込み, 数十年から数百年後の気候変化をシミュレーションすることを目的に開発された数値モデル. 大気だけのモデルである AGCM (Atmospheric Global Climate Model) と海洋だけのモデルである OGCM (Oceanic Global Climate Model), 両者を組み合わせた大気海洋結合モデル (AOGCM, Atmosphere-Ocean Global Climate Model) に分類される. 本論文で扱う GCM は, AOGCM および AGCM である. 本論文では特に断らない限り, GCM そのものではなく, GCM による実験結果 (データ) を指す.

IPCC : 気候変動に関する政府間パネル (Intergovernmental Panel on Climate Change). 人為起源による気候変化, 影響, 適応及び緩和方策に関し, 科学的, 技術的, 社会経済学的な見地から包括的な評価を行うことを目的として, 1988 年に世界気象機関 (WMO) と国連環境計画 (UNEP) により設立された政府間機構. 数年おきに地球温暖化に関する評価報告書 (Assessment Report) を発行している.

CMIP3 : 世界気候研究計画 (World Climate Research Program) の第 3 次結合モデル相互比較プロジェクト (Coupled Model Intercomparison Project phase 3). IPCC の第 4 次評価報告書の基礎データとして引用されている. 本論文では特に断らない限り, CMIP3 に所属する複数の GCM による実験結果 (データ) を指す.

MRI-AGCM： 気象庁気象研究所で開発された気候モデル。全球大気モデルであり、20km もしくは 60km という非常に高解像度の格子間隔であることが特徴である。海洋側は、CMIP3 の A1B シナリオにおける実験結果から海面水温のアンサンブル平均を境界条件として用いている。積雲対流スキームの異なる前期モデルと後期モデルの 2 種類が存在する。本論文では、超高解像度 GCM という位置づけで解像度の粗い CMIP3 と対比させる。

JRA-25： 気象庁と電力中央研究所により開発作成された、過去の気候を数値モデルにより再現計算したデータセット、すなわち再解析値。GCM と同じく、格子点ごとに複数の気象要素データが存在するため、比較検証等で利用されている。本論文では、GCM の現在気候再現性を検証するための基準データとして用いる。

気象官署： 気象庁の機関であり、長期に渡り複数の気象要素について気象観測が行われている。主に有人観測（観測自体は自動でもメンテナンス等により品質が高い）が行われており、観測精度は高いが地点数は約 150 と少ない。本論文では、GCM の現在気候再現性を検証するための基準データとして用いる。

アメダス： 気象庁の有する地域気象観測システム（AMeDAS, Automated Meteorological Data Acquisition System）。降水量、風向・風速、気温、日照時間および積雪深を自動観測装置により無人で観測している。地点数は約 1,300 と多く、約 20km 四方に 1 か所存在する。本論文では、GCM の現在気候再現性を検証するための基準データとして用いる。

予測の不確実性： 予測された事象が不確かなこと。本論文では、数値シミュレーションによる予測結果（主に将来の気候変化予測）が、モデルやシナリオなど、様々な要因によりばらついていることを表す際に用いる。

一次メッシュ： 日本国内の統計に利用するため、緯度経度に基づいて同じ大きさになるように分割したもののうち、緯度幅 40 分、経度幅 1 度で区分された領域（約 80km 四方）。行政の統計や地図など幅広く利用されている。二次メッシュは約 10km 四方（一次メッシュの 8 分割）、三次メッシュは約 1km 四方（二次メッシュの 10 分割）となる。本論文では、データを整理する上での最小単位として一次メッシュを用いる。

第 2 章

日本陸域を対象とした全球気候モデルの現在気候再現性

2.1 概説

気候変動に関する政府間パネル（IPCC）の報告書などにより地球温暖化は人類全体の問題として社会的に広く認知され、具体的な温暖化対策について各方面で議論がなされている。IPCC による第 4 次評価報告書（IPCC, 2007）では、第 3 次結合モデル相互比較プロジェクト（CMIP3）において世界各国の研究機関で開発された複数の気候モデルによる実験結果が記載されている（Meehl et al., 2007）。IPCC (2007) によるとこれら気候モデルの全球平均値では、21 世紀末は 20 世紀末と比較し、大気中の温室効果ガス濃度が 2000 年の値で一定ならば気温上昇は 0.6°C （可能性が高い予測幅 $0.3\sim 0.9^{\circ}\text{C}$ ）、エネルギー源のバランス重視が前提とされ大気中の温室効果ガス濃度が 21 世紀末頃に 20 世紀末の約 2 倍となる A1B シナリオならば気温は 2.8°C （可能性が高い予測幅 $1.7\sim 4.4^{\circ}\text{C}$ ）上昇するとされている。文部科学省ら（2009）によると、CMIP3 の実験結果を日本地域において平均した場合、A1B シナリオでは 21 世紀末は 20 世紀末に比べ気温は 3.2°C 上昇、年降水量は平均的に 5% 程度増加すると予想されている。IPCC (2013) では、人間による影響が 20 世紀半ば以降に観測された温暖化の支配的な原因であった可能性が極めて高いとしている。地球温暖化による影響の評価は重要な研究テーマであり、国内外で盛んに研究が行われている。

気候モデルの実験結果は、温暖化研究の基礎データとして国内の環境影響評価研究にも利用されている（東ら, 2006）。これらのデータの利用に当たっては、現在気候の実験結果がどの程度の再現性を有しているのかを確認することにより、予測の信頼性を測ることができる。国内を対象とする解析においては日本における再現性の検証を行った上で、モデルの示す将来的な気候変動を定量的に把握することが重要である。CMIP3 マルチ気候モデルの実験結果を用いた解析は気候システムに着目したものや全球における分布傾向を対象としたものが多く（Oshima and Tanimoto, 2009 ; Sato et al., 2009）、日本の周辺領域は中緯度帯の一部として扱われるため再現性の評価は広域的な場についてのものとなっている（Ninomiya, 2009）。温暖化による影響評価研究においては地上気象要素を外力として設定する場面は多いが、CMIP3 を用いて日本周辺領域の地上格子のデータを直接評価した解析は降水量や気温といった要素に限定されたものが大部分である（柏井ら, 2008; 文部科学省ら, 2009）。水文・水資源分野では河川の流出計算や蒸発量の算定など、日射放射や熱フラックスなどの気象要素も用いた解析を行うケースは少なくなく、様々な気象要素について気候変動による将来変化を外力として定量的に条件設定することで、より妥当性のあるリスク評価を行うことが期待できる。

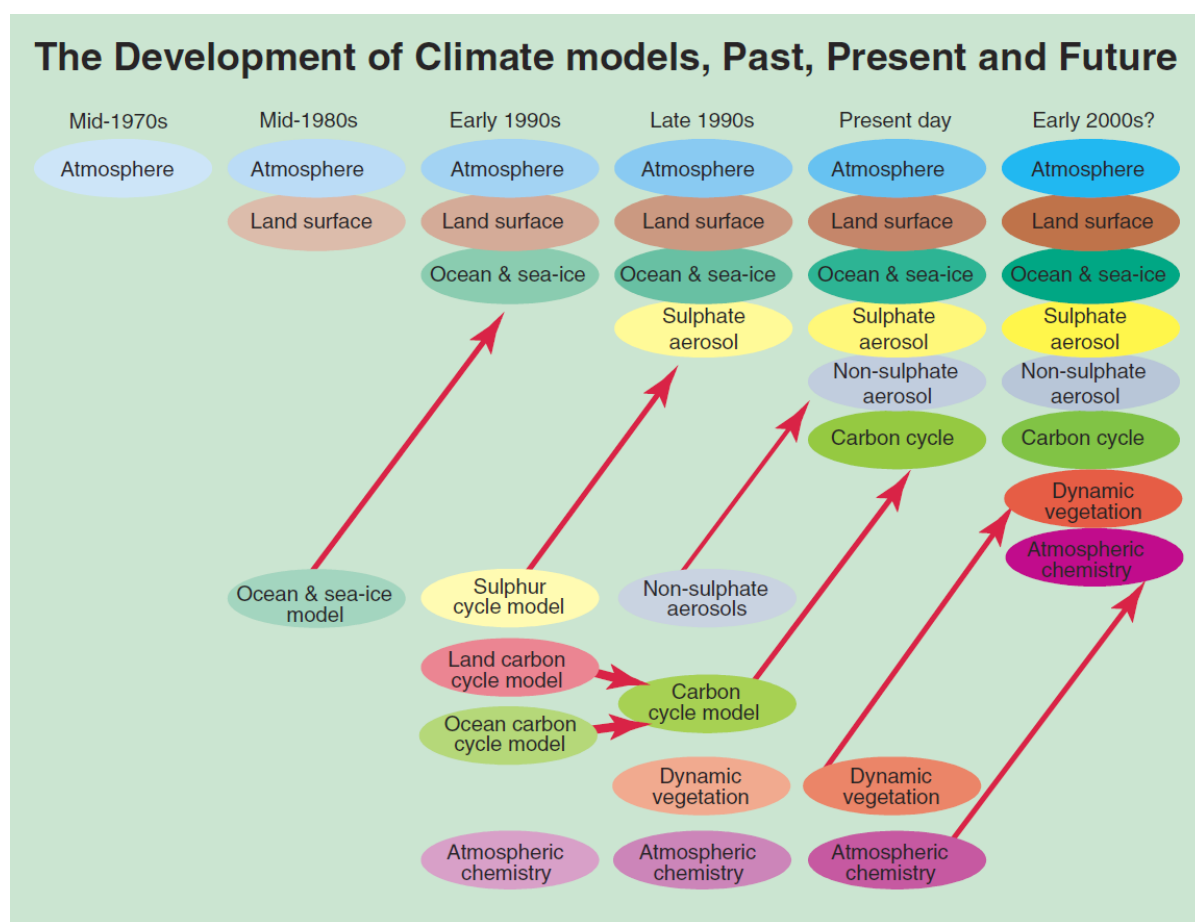
本章では、CMIP3 による複数の気候モデル実験結果を用いて、日本の周辺地域を対象に地上気象

要素の現在気候再現性の比較検証を行う。

2.2 全球気候モデルの概要

百年スケールで議論する必要がある気候変動は、様々な要素をそれらの相互作用を含めて考慮することが不可欠である。こういった検討においては、コンピュータを用いた数値シミュレーション、すなわち気候モデル (GCM, Global Climate Model) 実験の果たす役割は非常に大きい。大気大循環のシミュレーションは Phillips (1956) に端を発するとされる (有賀, 2008)。コンピュータの能力向上とともに、扱う方程式系も複雑化し、1960 年代に NOAA (米国海洋大気庁) の前身である ESSA (米国環境科学業務局) の地球流体力学研究所において大気海洋結合モデルの雛型が開発されている (Manabe, 1969 など)。IPCC (2001) によると、気候モデルは大きく分けて、大気、陸面、海洋・海氷、硫酸塩エアロゾル、非硫酸塩エアロゾル、炭素循環、植物動態、大気化学などの構成要素から成り立っており、図 2.1 に示すような変遷を経て開発研究が行われて来ている。最新の研究では、地球システムモデル (ESM, Earth System Model) と呼ばれるモデル (図 2.1 の右端に相当) について開発が進められている (河宮, 2013)。ESM では、従来の気候モデルでは考慮されていない生物的過程や化学的過程を組み込んでおり、炭素循環と気候変化の相互作用など、多様な研究分野への展開が期待されている。

本論文では、気候モデルの根幹をなす大気海洋結合大循環モデル (図 2.1 の右から 2 番目に相当) の実験結果について取り扱う。気候モデルでは、大気、陸面、海洋、海氷の相互作用を様々な方程式系で表現し、計算機により逐次的に解くことで予測を行う。日頃我々が目にしている天気予報も、原理的には同様のモデル (数値予報モデルと呼ばれる) を用いた予測結果がベースとなっている。物理量は離散化された格子点上で計算されるため、格子点の間隔によって得られるデータの解像度が変わってくる。一般に、気候モデルは 100km 以上の格子間隔であるため、表現できる気象現象には限界がある。原理上、格子間隔の 5 倍以上のスケールを持つ擾乱しか表現できないことになるため、100km 以上の格子間隔であることは、台風や低気圧など日本にとって影響の大きい気象現象を正確に表現できないことを意味する。さらに、海陸の分布や地形の起伏についても格子間隔に準じた解像度であるため、複雑な地形分布を持つ日本列島において気候モデルのデータを論じる際には、その適用範囲に注意する必要がある。解像度を細かくすることは有効な手段であるが、計算負荷が加速度的に増大するという課題があるため、100km 程度が限界となっている。



出典：IPCC（2001）

図 2.1 全球気候モデルの変遷

こういった点を考慮すると、気候モデルの実験結果を扱う際には、個々の現象に着目するのではなく、時間的に積分して平均化した値、つまり気候値を中心に論じられるべきである。本章で検証するデータについては、気象庁で平年値を計算する期間として設定されている 30 年間を統計期間とし、現在気候 30 年間における年平均値および月平均値を解析して気候モデルの予測精度を検証することとする。

2.3 日本周辺領域を対象とした解析方法

2.3.1 解析領域の定義

CMIP3 マルチ気候モデルのうち米国 PCMDI (Program for Climate Model Diagnosis and Intercomparison) により公開されているモデルは 24 あり, モデルによっては複数のアンサンブルランを行っていることから, 20 世紀再現実験では延べ 77 ランのデータが存在する. 本章では, 表 2.1 に示す気候モデルのデータを収集し, 解析を行った.

表 2.1 対象とした気候モデル

NO	GCM	number of grid			grid distance in lat. (km)	run number of 20c3m
		lon.	lat.	total		
1	INGV-SXG	320	160	51,200	125	1
2	MIROC3.2(hires)	320	160	51,200	125	1
3	CCSM3	256	128	32,768	156	8
4	UKMO-HadGEM1	192	145	27,840	138	2
5	CSIRO-Mk3.0	192	96	18,432	208	3
6	CSIRO-Mk3.5	192	96	18,432	208	3
7	ECHAM5/MPI-OM	192	96	18,432	208	4
8	GFDL-CM2.0	144	90	12,960	222	3
9	GFDL-CM2.1	144	90	12,960	222	3
10	BCCR-BCM2.0	128	64	8,192	313	1
11	CGCM3.1(T63)	128	64	8,192	313	1
12	CNRM-CM3	128	64	8,192	313	1
13	MIROC3.2(medres)	128	64	8,192	313	3
14	MRI-CGCM2.3.2	128	64	8,192	313	5
15	PCM	128	64	8,192	313	4
16	FGOALS-g1.0	128	60	7,680	333	3
17	UKMO-HadCM3	96	73	7,008	274	2
18	IPSL-CM4	96	72	6,912	278	2
19	GISS-AOM	90	60	5,400	333	2
20	CGCM3.1(T47)	96	48	4,608	417	5
21	ECHO-G	96	48	4,608	417	5
22	GISS-EH	72	46	3,312	435	5
23	GISS-ER	72	46	3,312	435	9
24	INM-CM3.0	72	45	3,240	444	1

※ 20c3m : 20 世紀再現実験 (20th Century Climate in Coupled Models)

表 2.1 に示すように、各モデルの水平格子間隔は大気部分で約 100～450km であり、日本国内における地域別の気象現象を表現するには解像度は粗く不十分である。そこで、日本周辺を陸域および 4 つの海域に五区分し、領域別に各要素を平均して解析を行うこととする。気候モデルの各格子には陸面割合の情報が付随しており、ここでは陸面割合 50%以上の格子を陸面、それ以外を海面として定義した。しかしながら気候モデルによっては、全く見当違いの場所を陸面として扱うなど現実の地形との矛盾がみられるため、予め国土数値情報のうち土地利用種別データを用いて 1 次メッシュ区画（緯度差 40 分、経度差 1 度、約 80 km 間隔）単位で基準となる領域を図 2.2 に示すように定義した。次に各気候モデルの格子中心位置が含まれる 1 次メッシュ区画の海陸判定を参照し、気候モデルの陸面（海面）定義と一致した格子についてのみ陸面（海面）として扱うこととした。この判定手法は、気候モデルの解像度が粗いことにより、沿岸部分など海陸の判別が現実と異なっている場合において解析対象から除外することを意味している。各気候モデルの領域区分を図 2.3 に示す。

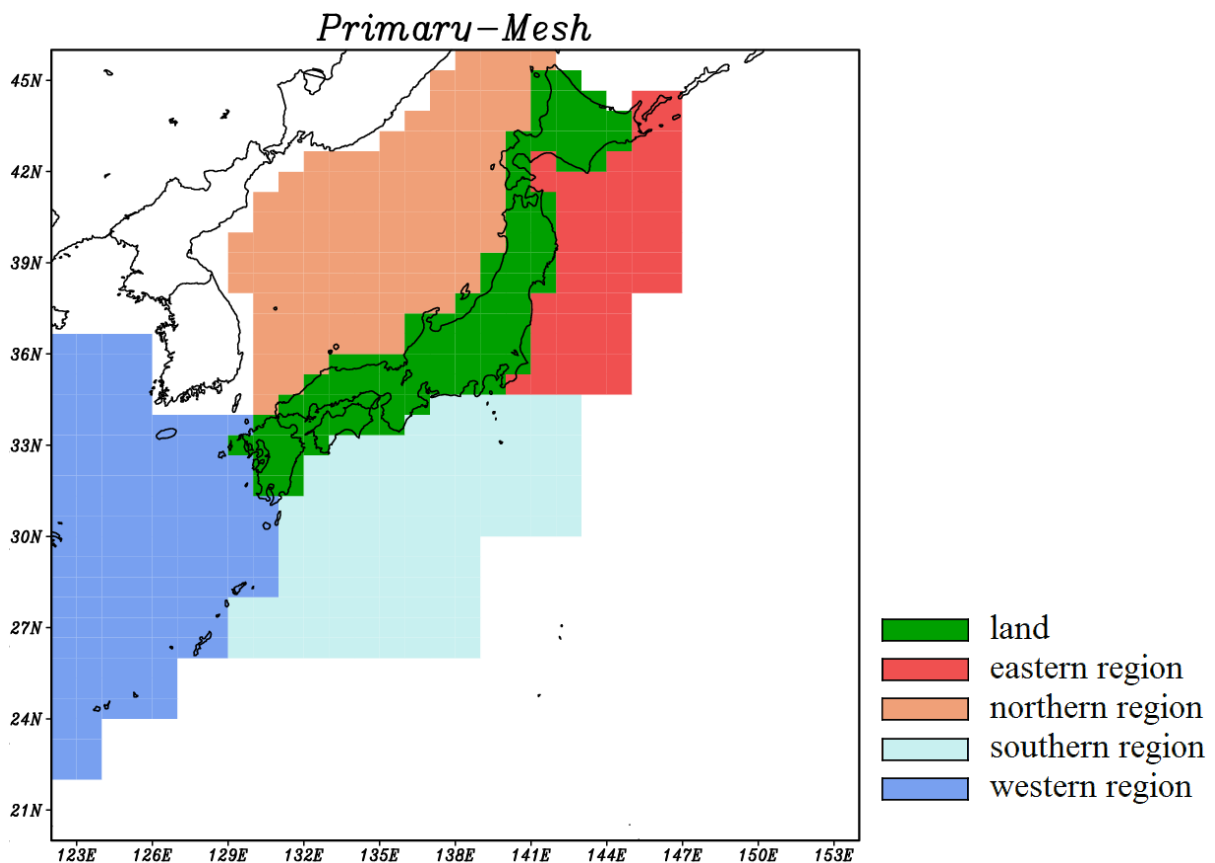


図 2.2 標準地域メッシュ（約 80 km メッシュ）単位の領域定義

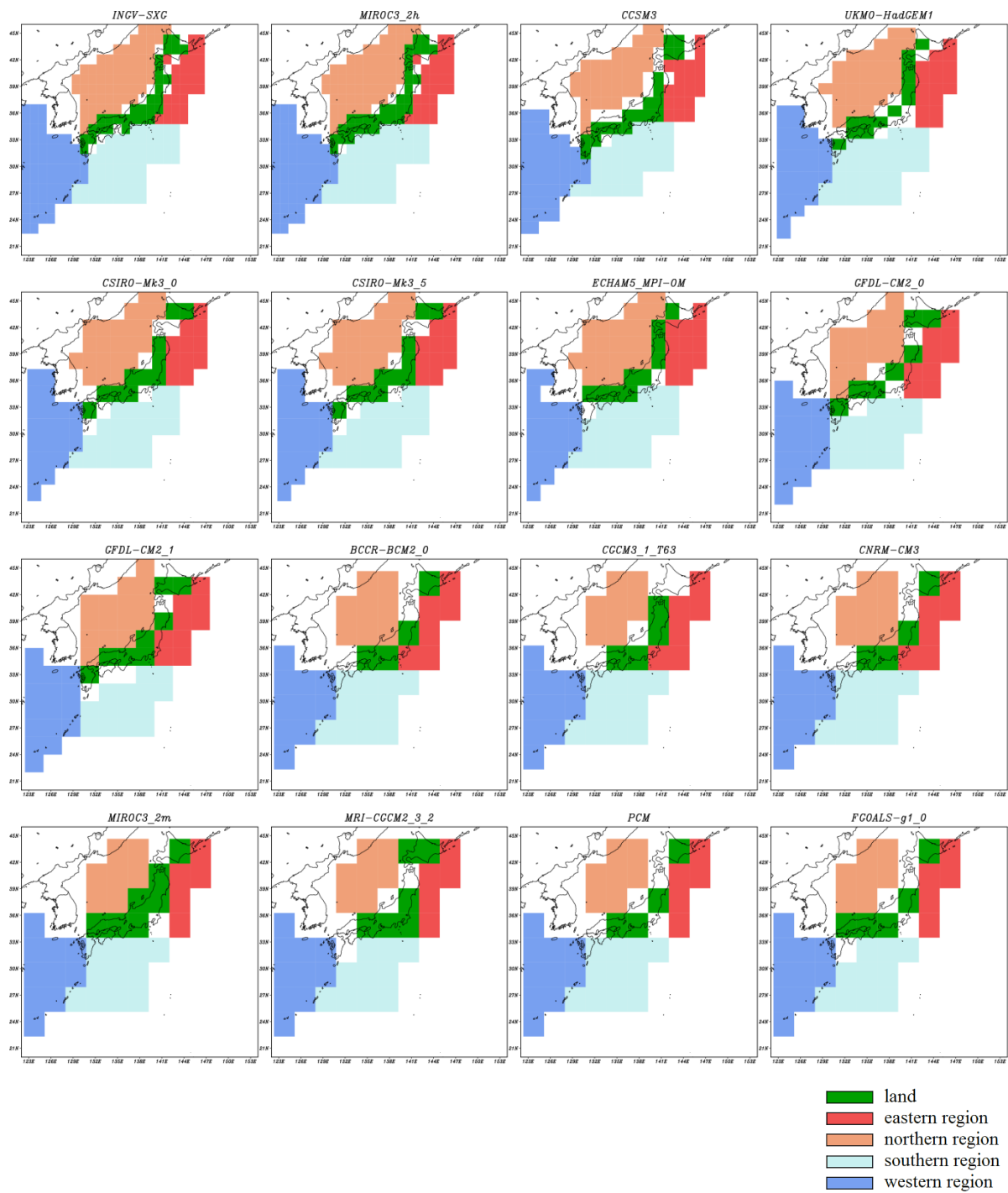


図 2.3 (1) CMIP3 マルチ気候モデルにおける計算格子の領域定義

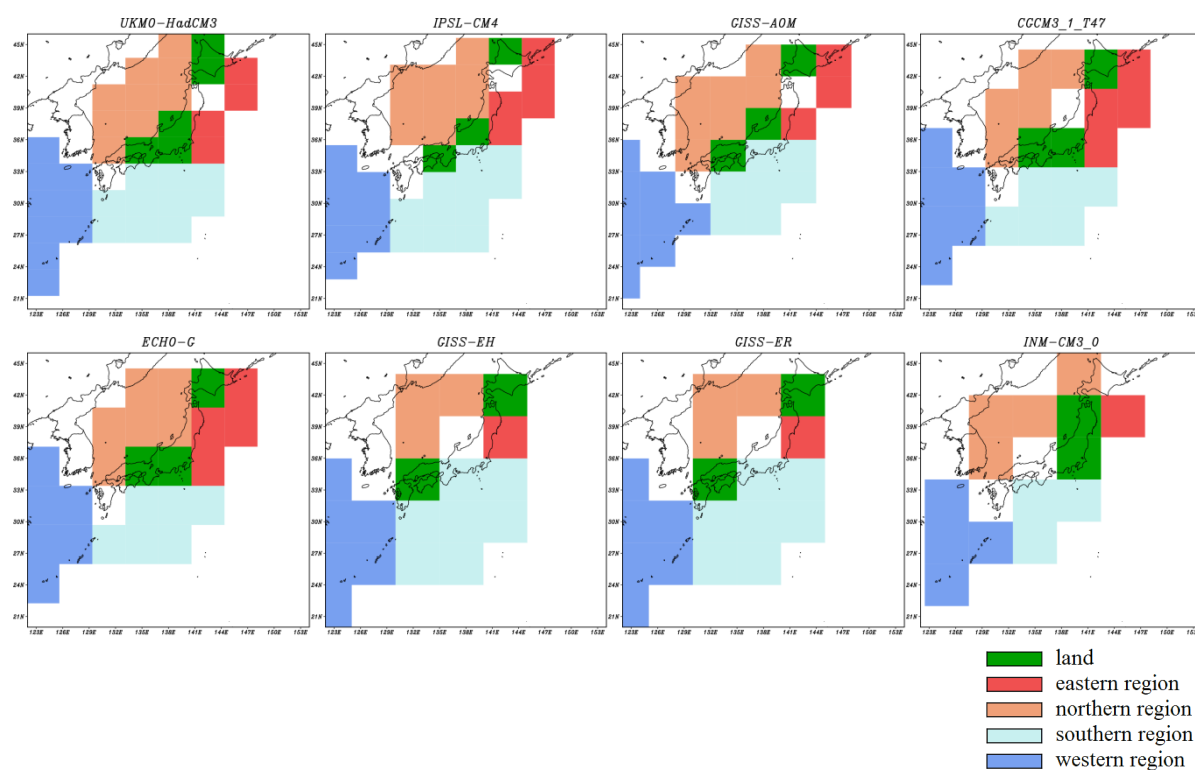


図 2.3 (2) CMIP3 マルチ気候モデルにおける計算格子の領域定義

表 2.2 は、各気候モデルにおいて日本の陸域と定義された格子数である。半数以上のモデルにおいて陸域に該当する格子は 5 個以下であり、CMIP3 マルチ気候モデルのうち大部分は、日本の気候について地域特性を論じることが実質的に困難な解像度であることを示している。

表 2.2 陸域格子数の分布

number of land grids	number of models	number of runs
2～5	13	41
6～10	5	18
11～15	3	8
16～20	1	8
21～	2	2
合計	24	77

2.3.2 対象期間

20世紀再現実験結果のうち、気象官署の平年値期間にあわせた1971～2000年の30年間について検証した。一部の気候モデルについては特定の1年間（2000年）の実験結果が存在しておらず、またJRA-25については1979年以降しかデータが存在しないため合計22年間となるが、大部分の期間は重なっており平均的な気候値を比較する場合はほぼ同等であると考えて取り扱った。

2.3.3 GCMの再現性を評価するための基準データ

気候モデルの出力値を検証するための基準データとして、気象庁および電力中央研究所による長期再解析プロジェクトにより提供されているJRA-25を利用した（Onogi et al., 2007）。JRA-25の水平格子間隔は表2.1で示したCMIP3の各気候モデルの中で最も解像度が高いものと同一である。領域の区分については前述した手法を踏襲しているが、海陸判定についてはJRA-25の格子に付随している情報をそのまま用いた。さらに、陸域については全国の地上気象官署147地点における観測平年値も検証データとして利用する。

JRA-25の陸域の定義を図2.4に、地上気象官署の位置を図2.5に示す。気象官署における観測要素のうち比湿については、気候モデルの出力要素とあわせるために式(2-1)により推定した。

$$s = 622 \frac{e}{p - 0.378e} \quad (2-1)$$

ここで、
 s : 比湿 (g/kg)
 p : 現地気圧 (hPa)
 e : 蒸気圧 (hPa)

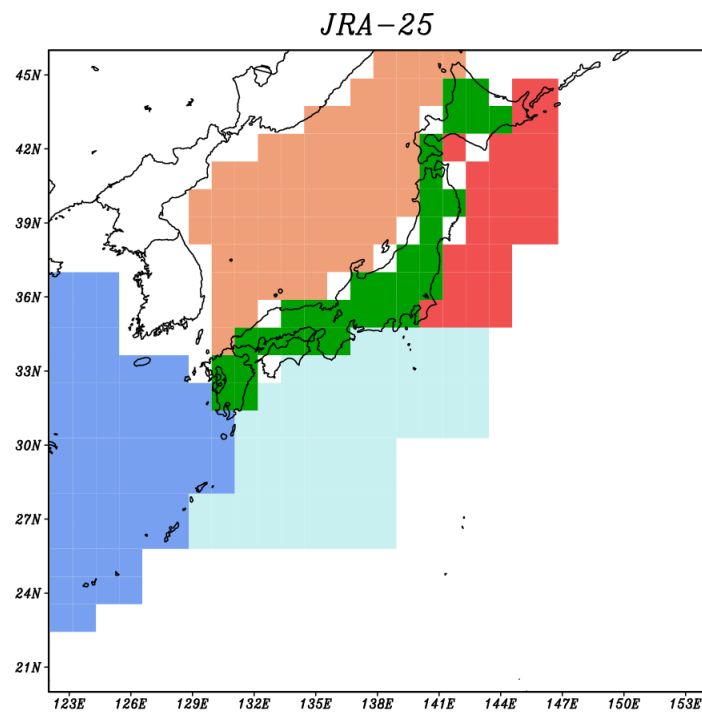


図 2.4 JRA-25 における計算格子の領域定義

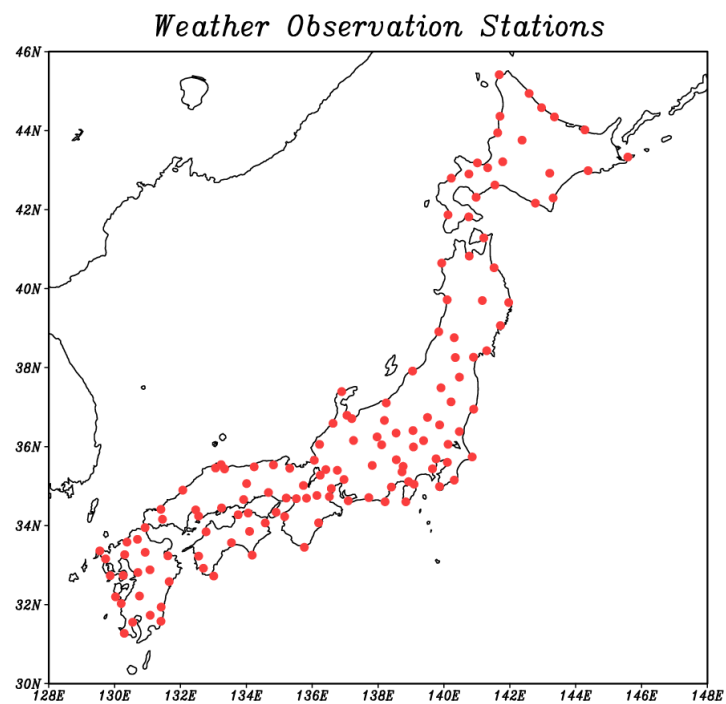


図 2.5 気象官署の位置

2.3.4 対象とする気象要素

解析対象とする要素は水文・水資源分野で重要性の高いと思われる地上気象要素とし、降水量、対流性降水量、降雪水量、気温、地表面温度、風速、比湿、潜熱、顕熱、短波放射量（下向き、上向き）、長波放射量（下向き、上向き）、海面気圧の 14 要素とした（表 2.3）。ここでは、気候モデルの出力値のうち主に月別値を用いて各モデルの評価を行った。なお、モデルによっては提供されていない気象要素も存在するため、気象要素によって扱うデータ数が異なっている。

このうち、顕熱および潜熱については上向きを正、下向きを負として扱う。気温については気温減率（0.0065℃/m）を用いて、以下の式により標高補正を行った。

$$T_0 = T + 0.0065 \cdot z \quad (2-2)$$

ここで、 T_0 : 標高補正した地上気温（℃）
 T : 地上気温のモデル出力値（℃）
 z : 格子点におけるモデル標高（m）

表 2.3 要素別ランおよび観測地点数

NO	meteorological element	number of dataset		number of St.
		CMIP3	JRA-25	Observation St.
1	precipitation	77	1	135
2	convective precipitation	77	1	-
3	snowfall (water equivalent)	77	1	-
4	air temperature	77	1	137
5	surface temperature	77	1	-
6	wind speed	61	1	108
7	specific humidity	52	1	(134)※
8	latent heat flux	73	1	-
9	sensible heat flux	77	1	-
10	downwelling shortwave flux	75	1	58
11	upwelling shortwave flux	75	1	-
12	downwelling longwave flux	62	1	-
13	upwelling longwave flux	58	1	-
14	sea level pressure	77	1	130

※ 比湿は式（2-2）により推定

2.3.5 GCM の再現性評価手法

各気象要素の季節変動について GCM の再現性を評価するため、JRA-25 もしくは気象官署のデータを基準とした相関係数および RMSE（平均二乗誤差）を計算し、定量的に比較検証を行う。相関係数および RMSE は、全期間を月別に平均した月平均値（12 個）について求めた。各要素を比較することが可能なように、RMSE については基準データの月平均値から要素ごとに求めた標準偏差を用いて式（2-3）により規格化を行う。

$$RMSE(i, m) \equiv \frac{\sqrt{\frac{1}{12} \sum_{n=1}^{12} (V(i, m, n) - V_0(i, n))^2}}{\sigma_0(i)} \quad (2-3)$$

ここで、 $RMSE(i, m)$: 要素 i , 気候モデル m の 平均二乗誤差
 $V(i, m, n)$: 要素 i における気候モデル m の n 月平均値
 $V_0(i, n)$: 要素 i における基準データの n 月平均値
 $\sigma_0(i)$: 要素 i において基準データ（月平均値）から求めた標準偏差

2.3.6 同一モデルによるアンサンブルランの取り扱い

CMIP3 マルチ気候モデルの再現実験結果には延べ 77 ランのデータが存在するが、初期条件などを変更した同一モデルによる複数のアンサンブルランも含まれている。後述するように、同一モデルによるアンサンブルランは結果が非常に似通っており、いたずらに全てのランを同一に扱うとアンサンブルランの多いモデルを偏重することにつながる。したがって以降では、特に断らない限り各気候モデルから一つのラン（原則としてラン 1）についての解析結果を示す。これにより、気象要素別に利用できる GCM データ数は表 2.4 に示す通りとなる。気象要素によってはデータが提供されていない GCM が存在し、特に風速および比湿は有効なデータ数が相対的に少なくなっている。

表 2.4 要素別の GCM データ数

NO	meteorological element	number of GCM in CMIP3
1	precipitation	24
2	convective precipitation	24
3	snowfall (water equivalent)	24
4	air temperature	24
5	surface temperature	24
6	wind speed	18
7	specific humidity	15
8	latent heat flux	23
9	sensible heat flux	24
10	downwelling shortwave flux	23
11	upwelling shortwave flux	22
12	downwelling longwave flux	21
13	upwelling longwave flux	20
14	sea level pressure	24

2.4 日本周辺領域の再現性

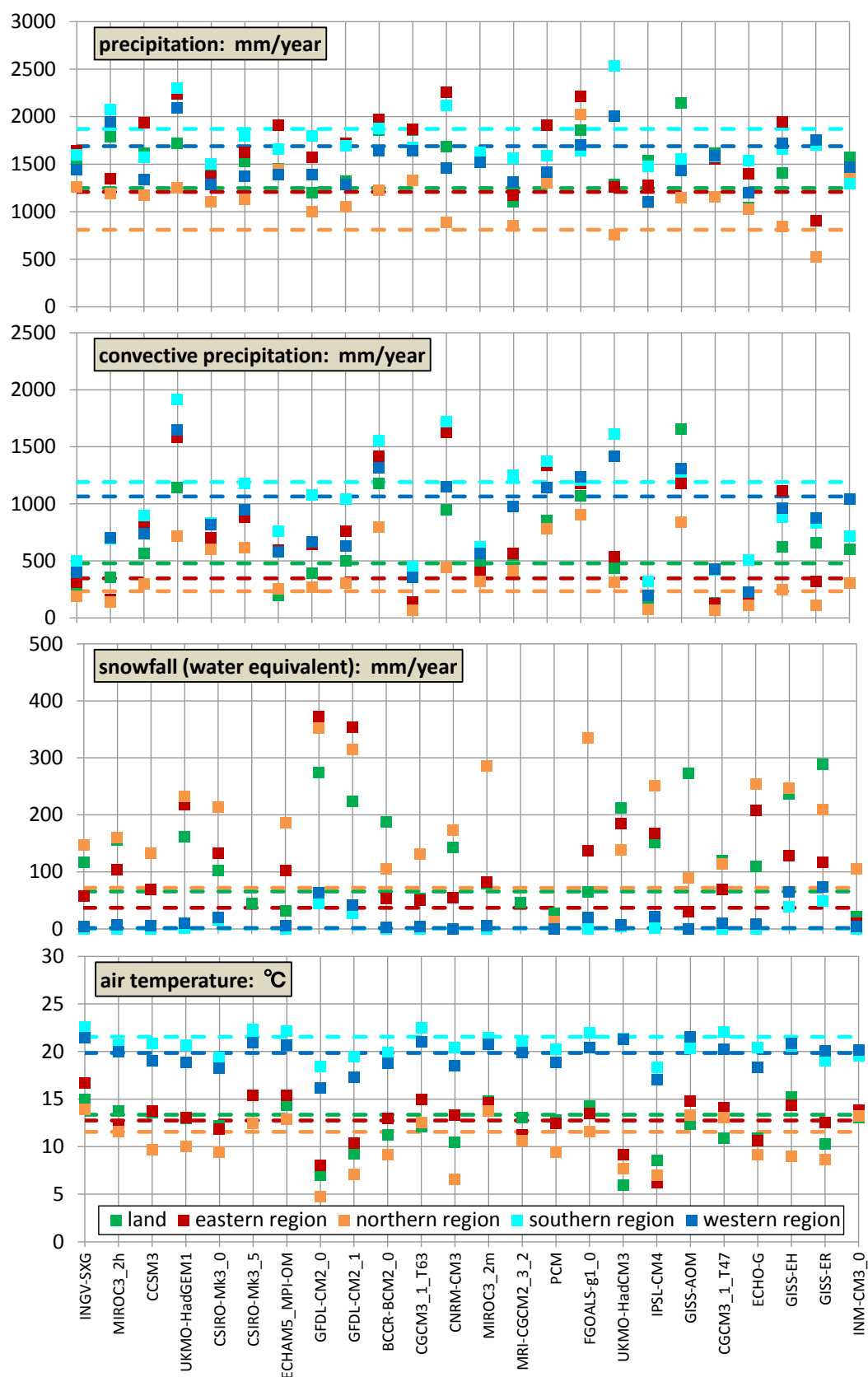
2.4.1 領域別の分布傾向

(1) 年平均値

5 領域別の分布傾向（領域間の大小関係）を確認するため、横軸に GCM、縦軸に各気象要素の年平均値をプロットしたグラフを、図 2.6 に示す。図中には、再解析値である JRA-25 の年平均値も併記した。図 2.6 によると、特定の気象要素について気候モデル間のばらつきが非常に大きい結果となった。特徴を以下に示す。

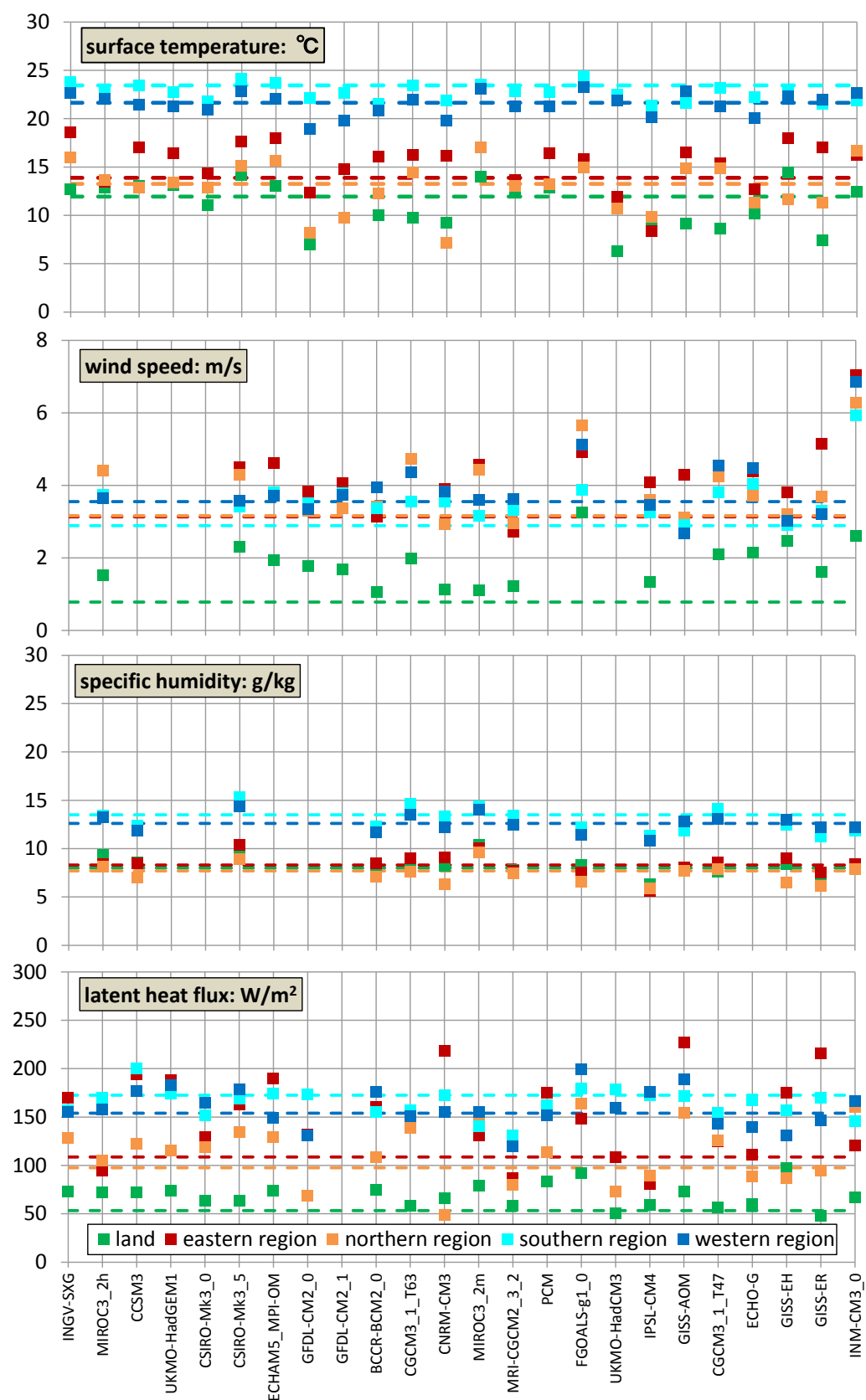
- ・降水量、対流性降水量、降雪水量および海面気圧は、ほとんどの GCM において領域間の分布傾向を再現できているとは言い難い。
- ・風速、顕熱フラックスおよび潜熱フラックスについては、陸域と海域程度は分布傾向に違いは見られるが、細かい分布や絶対値が JRA-25 と一致していない GCM が少なくない。
- ・気温、地表面温度、比湿、短波放射および長波放射については、南北の大局的な分布は概ね再現できている。これらの要素は、緯度によってある程度決まってくる値であるため、再現性も高いものと考えられる。
- ・図 2.6 は解像度の最も高いモデルを左に置き、右に行くに従って解像度が低くなるように並べているが、気候モデルの解像度（水平格子間隔）が計算結果に与える影響は顕著ではない。
- ・JRA-25 についても誤差はあるものと考えられるが、海域は観測値が乏しく、検証することが難しい。

一方、全ての GCM を単純に平均すると JRA-25 に比較的類似した分布が得られ（表 2.5）、複数のモデルを用いたアンサンブル平均を採用するという方法論には、日本周辺の領域についても一定の有効性が認められる。



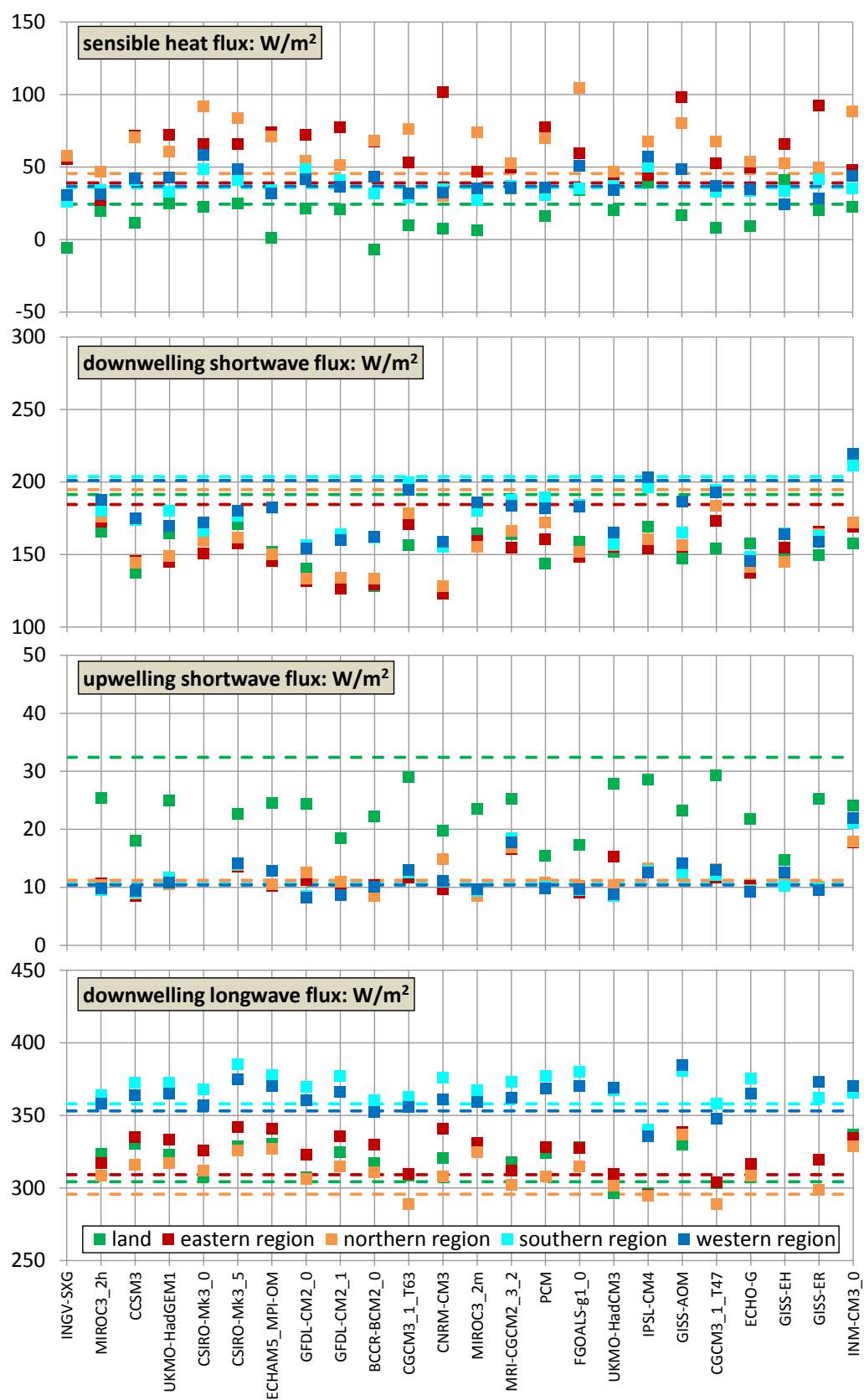
※ 点線は JRA-25 を意味する

図 2.6 (1) 日本周辺 5 領域における年平均値



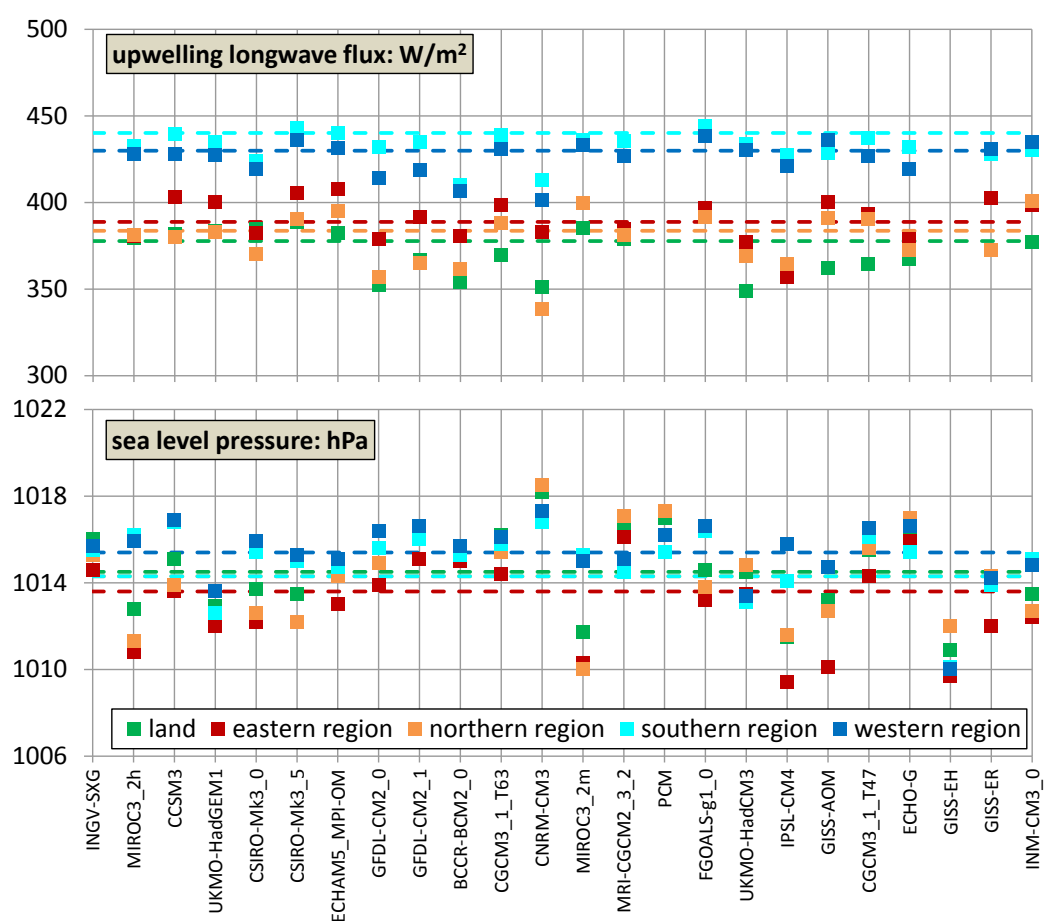
※ 点線は JRA-25 を意味する

図 2.6 (2) 日本周辺 5 領域における年平均値



※ 点線は JRA-25 を意味する

図 2.6 (3) 日本周辺 5 領域における年平均値



※ 点線は JRA-25 を意味する

図 2.6 (4) 日本周辺 5 領域における年平均値

表 2.5 日本周辺5領域における24モデル平均値

meteorological element	unit	land	Eastern region	Northern region	Southern region	Western region
precipitation	mm	1555 (1250)	1654 (1208)	1156 (810)	1725 (1872)	1520 (1690)
convective precipitation	mm	611 (478)	705 (347)	381 (233)	984 (1191)	846 (1064)
snowfall (water equivalent)	mm	133 (66)	123 (37)	190 (72)	8 (0)	17 (2)
air temperature	°C	12.0 (13.4)	12.7 (12.8)	10.3 (11.6)	20.7 (21.6)	19.6 (19.9)
surface temperature	°C	11.2 (12.0)	15.4 (13.9)	12.9 (13.2)	22.7 (23.5)	21.5 (21.6)
wind speed	m/s	1.9 (0.8)	4.3 (3.1)	3.9 (3.2)	3.6 (2.9)	3.9 (3.6)
specific humidity	g/kg	8.2 (8.0)	8.4 (8.3)	7.4 (7.7)	12.9 (13.5)	12.6 (12.6)
latent heat flux	W/m ²	69 (53)	151 (109)	113 (98)	164 (173)	159 (154)
sensible heat flux	W/m ²	17 (24)	64 (39)	65 (46)	37 (36)	39 (37)
downwelling shortwave flux	W/m ²	152 (191)	151 (185)	155 (195)	176 (204)	177 (201)
upwelling shortwave flux	W/m ²	23 (32)	12 (11)	12 (11)	11 (11)	12 (10)
downwelling longwave flux	W/m ²	319 (304)	325 (309)	311 (296)	370 (358)	363 (353)
upwelling longwave flux	W/m ²	372 (378)	390 (389)	378 (384)	432 (440)	426 (430)
sea level pressure	hPa	1015 (1015)	1013 (1014)	1014 (1014)	1015 (1014)	1015 (1015)

※ 表中の上段は GCM 出力値, 下段の () 内は JRA-25 再解析値.

(2) 季節変動の再現性

JRA-25 を基準とした相関係数および規格化した RMSE を求め、気象要素別に全モデルで平均した値を表 2.6 に示す。地上気温、地表面温度、比湿、下向き短波放射量、下向き長波放射量および上向き長波放射量については、相関係数は 0.9 より大きく、RMSE は 0.3 未満となっており、比較的再現性が高い。これらの気象要素は太陽高度の季節変動が主要な境界条件となり、緯度に応じて現実的な値に落ち着いていると考えられる。一方で、降水量、対流性降水量、風速、上向き短波放射量および海面気圧については相対的に相関係数が小さい。降水量や風速は CMIP3 の格子で考えるとサブグリッドスケールの現象に起因する物理量であるため、気候モデルによる再現性が低いものと考えられる。上向き短波放射量および海面気圧については一部の気候モデルの再現性が低いため、全体的な相関係数は小さくなっている。領域別にみると相対的に陸域において再現性は低く、日本列島は四方を海に囲まれた非常に複雑な地形であることが予測の困難さを招いているものと予想される。

特徴的な例として、図 2.7 に北側海域における降水量および降雪水量（再現性：低）と陸域における気温および比湿（再現性：高）の月別変化のグラフを示した。前者は季節変動の傾向および絶対値ともにモデル間で大きくばらついており、後者は変化傾向については各モデルで非常によく一致しているものの絶対値にばらつきがある。いずれの場合についてもモデル間で平均をとると JRA-25 に近く現実的な値となっているのは注目すべき結果であり、ここでも複数モデルを用いたアンサンブル平均の有効性が認められる。

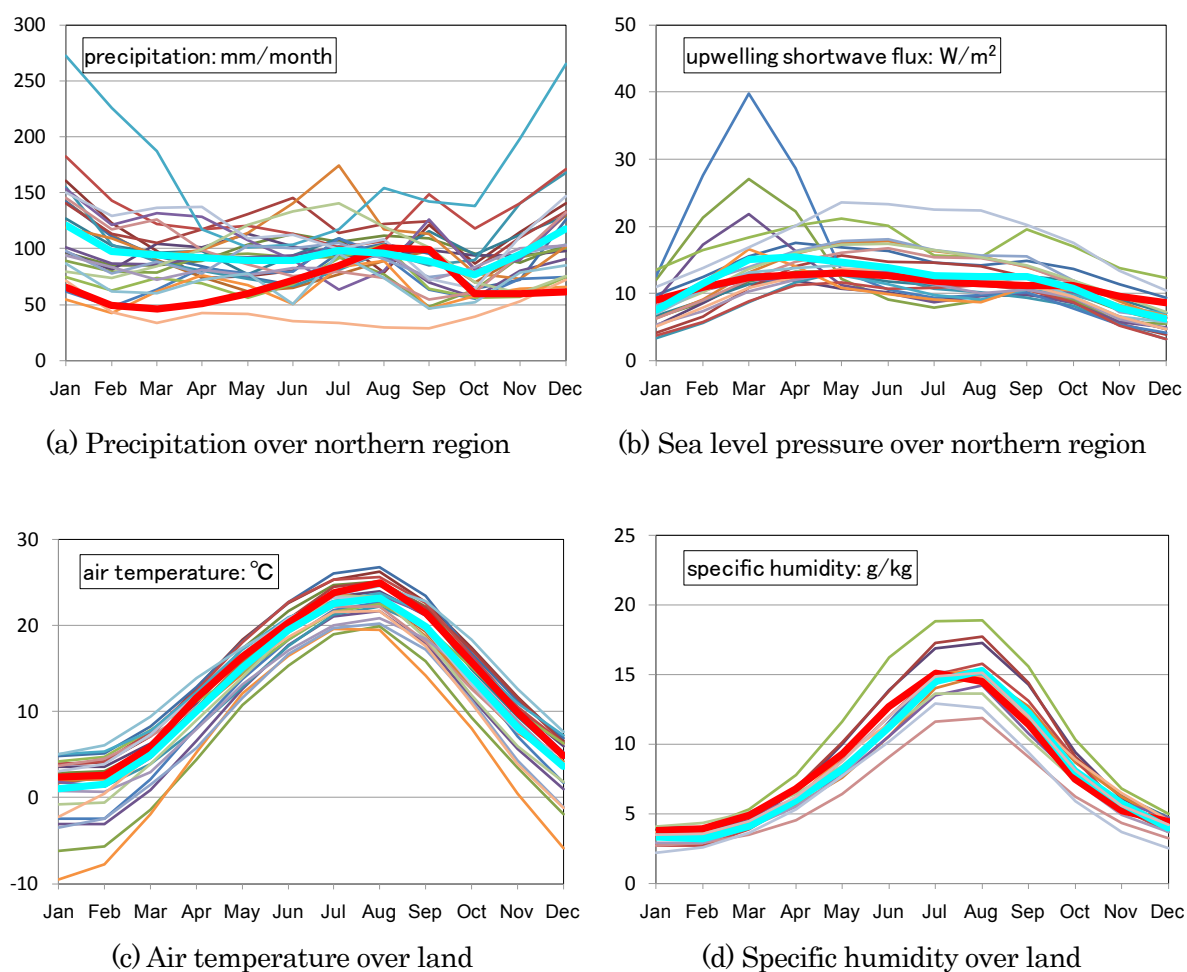
次に気候モデル別の再現性を評価するために、全てのモデルにデータが存在する 6 つの気象要素（降水量、対流性降水量、気温、地表面温度、顕熱フラックスおよび海面気圧）について、相関係数および RMSE を平均して比較した（表 2.7）。相関係数 >0.9 もしくは RMSE <0.3 という条件にあてはまる個数で評価すると、最も再現性の高いモデルは MIROC3.2 (hires) および MRI-CGCM2.3.2 であり、日本の研究機関で開発したモデルが上位を占める結果となった。なお、ここでも気候モデルの解像度が再現性に与える影響は顕著ではない。

表 2.6 気象要素別の現在気候再現性（相関係数および RMSE）

meteorological element	number of GCMs	land		eastern region		northern region	
		r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE
precipitation	24	0.721	0.318	0.168	0.864	0.033	0.776
convective precipitation	24	0.873	0.318	0.405	0.826	0.284	0.516
snowfall (water equivalent)	24	0.963	0.473	0.936	0.947	0.959	0.573
air temperature	24	0.995	0.109	0.990	0.135	0.994	0.134
surface temperature	24	0.993	0.116	0.990	0.193	0.983	0.167
wind speed	18	0.900	1.056	0.932	0.318	0.957	0.229
specific humidity	15	0.994	0.089	0.984	0.112	0.990	0.110
latent heat flux	23	0.402	0.415	0.987	0.363	0.967	0.285
sensible heat flux	24	0.548	0.360	0.988	0.295	0.983	0.204
downwelling shortwave flux	23	0.963	0.270	0.981	0.219	0.977	0.225
upwelling shortwave flux	22	0.866	0.607	0.862	1.079	0.860	0.777
downwelling longwave flux	21	0.994	0.133	0.991	0.161	0.991	0.149
upwelling longwave flux	20	0.994	0.122	0.989	0.175	0.979	0.187
sea level pressure	24	0.874	0.241	0.655	0.400	0.878	0.240

meteorological element	number of GCMs	southern region		western region	
		r	RMSE	r	RMSE
precipitation	24	0.428	0.385	0.437	0.295
convective precipitation	24	0.801	0.327	0.875	0.265
snowfall (water equivalent)	24	-	-	-	-
air temperature	24	0.991	0.127	0.993	0.107
surface temperature	24	0.991	0.133	0.991	0.107
wind speed	18	0.575	0.370	0.737	0.312
specific humidity	15	0.991	0.123	0.989	0.100
latent heat flux	23	0.975	0.118	0.975	0.142
sensible heat flux	24	0.991	0.105	0.989	0.125
downwelling shortwave flux	23	0.954	0.241	0.971	0.217
upwelling shortwave flux	22	0.834	1.158	0.904	1.068
downwelling longwave flux	21	0.983	0.163	0.985	0.144
upwelling longwave flux	20	0.989	0.184	0.990	0.135
sea level pressure	24	0.957	0.200	0.988	0.099

※ r は相関係数を意味する。再現性の高い部分に黄色（ $r > 0.9$ ）および橙色（ $RMSE < 0.3$ ）で着色。



※ 赤色実線：JRA-25，水色実線：GCM 平均値，細実線：個別 GCM

図 2.7 CMIP3 および JRA-25 における特徴的な平均月変化（1971–2000 年）

表 2.7 相関係数および RMSE の 6 気象要素平均値

model	land		eastern region		northern region		southern region		western region	
	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE	r	RMSE
INGV-SXG	0.969	0.204	0.779	0.346	0.678	0.309	0.860	0.202	0.908	0.162
MIROC3.2(hires)	0.944	0.166	0.879	0.235	0.937	0.208	0.910	0.177	0.915	0.121
CCSM3	0.837	0.206	0.675	0.493	0.720	0.258	0.781	0.204	0.915	0.146
UKMO-HadGEM1	0.862	0.251	0.723	0.750	0.769	0.321	0.838	0.227	0.830	0.171
CSIRO-Mk3.0	0.936	0.156	0.723	0.316	0.530	0.419	0.904	0.243	0.920	0.186
CSIRO-Mk3.5	0.947	0.194	0.771	0.456	0.578	0.406	0.931	0.145	0.963	0.141
ECHAM5/MPI-OM	0.919	0.201	0.699	0.471	0.747	0.327	0.946	0.128	0.950	0.115
GFDL-CM2.0	0.634	0.265	0.616	0.385	0.529	0.318	0.931	0.212	0.840	0.225
GFDL-CM2.1	0.681	0.226	0.749	0.418	0.618	0.290	0.928	0.183	0.874	0.187
BCCR-BCM2.0	0.907	0.321	0.706	0.624	0.627	0.438	0.857	0.204	0.942	0.143
CGCM3.1(T63)	0.920	0.249	0.798	0.388	0.577	0.379	0.811	0.232	0.818	0.189
CNRM-CM3	0.907	0.286	0.790	0.873	0.857	0.316	0.884	0.223	0.950	0.149
MIROC3.2(medres)	0.905	0.208	0.856	0.296	0.755	0.427	0.917	0.169	0.875	0.159
MRI-CGCM2.3.2	0.912	0.188	0.821	0.247	0.913	0.186	0.942	0.165	0.915	0.129
PCM	0.383	0.292	0.601	0.663	0.596	0.440	0.882	0.231	0.821	0.157
FGOALS-g1.0	0.698	0.299	0.649	0.595	0.708	0.673	0.702	0.235	0.798	0.187
UKMO-HadCM3	0.948	0.202	0.823	0.211	0.810	0.185	0.960	0.190	0.959	0.128
IPSL-CM4	0.925	0.280	0.459	0.443	0.665	0.313	0.850	0.297	0.785	0.256
GISS-AOM	0.752	0.393	0.577	0.614	0.419	0.507	0.855	0.228	0.967	0.155
CGCM3.1(T47)	0.910	0.245	0.801	0.304	0.787	0.311	0.697	0.242	0.883	0.154
ECHO-G	0.949	0.224	0.717	0.274	0.802	0.241	0.858	0.215	0.778	0.209
GISS-EH	0.439	0.369	0.448	0.692	0.748	0.207	0.737	0.254	0.801	0.225
GISS-ER	0.908	0.217	0.524	0.396	0.569	0.248	0.735	0.271	0.716	0.179
INM-CM3.0	0.820	0.212	0.594	0.361	0.676	0.422	0.918	0.229	0.968	0.117

※ r は相関係数を意味する。再現性の高い部分に黄色 (r>0.9) および橙色 (RMSE<0.3) で着色。

2.4.2 日本陸域の再現性

次に、気象官署が存在し、より正確に再現性の検証が可能な陸域について詳しく分析を行う。

(1) 年平均値の比較

各気象要素について、年平均値の一覧を表 2.8 に示す。いずれの要素についても気候モデル間ではばらつきが存在するが、特に降水量、対流性降水量および降雪水量についてはモデル間の標準偏差が年変動幅の2倍以上であり、他の要素に比べてばらつきが大きい。気候モデルの平均値と JRA-25 の値は概ね同程度であるが、気象官署の観測値と比較した場合に降水量および風速について JRA-25 は過小であることに注意が必要である。

JRA-25 については、筒井ら（2005）によると他のどの再解析データよりも月平均降水強度の空間分布は現実的であるとされている。Onogi et al.（2007）によると JRA-25 による降水量データの精度は、ERA-40 や NCEP/NCAR など他の再解析値と比較して優れていることが示されている。しかしながら、降水量や風速など局地的な地形の影響を受けやすい要素については、必然的に精度は悪くなると考えられる。気象官署のデータは沿岸部も含めて平均していることや、再解析に用いた数値モデルで表現できない観測地点周辺の細かい立地条件などが誤差要因になる。気象官署の観測値の信頼性を確認するため、1979～2000 年の観測値に基づくアメダス平年値について離島を除いて全国平均すると、年平均降水量 1708 mm、標高補正を行った年平均気温は 12.8 °C であった。これを気象官署の全国平均と比較すると、降水量で約 50mm、気温で約 1°C の差異があった。

表 2.8 要素別年平均値および気候モデルによるばらつきの比較

meteorological element	unit	24 GCMs in CMIP3				JRA-25	Obs.St.
		number of GCMs	Ave.	σ	range		
precipitation	mm	24	1555	260	117	1250	1654
convective precipitation	mm	24	611	396	88	478	-
snowfall (water equivalent)	mm	24	133	84	35	66	-
air temperature	°C	24	12.0	2.5	22.2	13.4	13.9
surface temperature	°C	24	11.2	2.5	21.4	12.0	-
wind speed	m/s	19	1.9	0.7	1.8	0.8	3.0
specific humidity	g/kg	15	8.2	4.1	7.3	8.0	8.1
latent heat flux	W/m ²	23	69	12	49	53	-
sensible heat flux	W/m ²	24	17	13	41	24	-
downwelling shortwave flux	W/m ²	23	152	13	129	191	147
upwelling shortwave flux	W/m ²	22	23	4	18	32	-
downwelling longwave flux	W/m ²	21	319	12	116	304	-
upwelling longwave flux	W/m ²	20	372	14	92	378	-
sea level pressure	hPa	24	1015	2	10	1015	1014

※ 期間は1971～2000年。ただし JRA-25 のみ 1979～2000年。

標準偏差 (σ) は各モデルの年平均値から計算。

年変動 (range) は月平均値の年変動幅を全モデルで平均した値。

(2) 月別平均値による季節変動の比較

各要素の季節変動について JRA-25 および気象官署のデータと比較するため、気象要素別の月別平均値の変化を図 2.8 に示す。地上気温、下向き短波放射量および海面気圧については、絶対値のずれはあるものの季節変動傾向は全てのモデルで概ね一致している。一方で、降水量および潜熱フラックスについては気候モデル間のばらつきが大きい。図中に太線で示した JRA-25 と気象官署の値を比較すると、季節変動傾向は概ね一致しているが、降水・下向き短波放射・風速については絶対値が大きく異なっている。特に風速については JRA-25 だけでなく CMIP3 の各気候モデルとも大きく異なっており、風速は局地性が高く気候モデルによる再現が非常に困難な要素であることを示している。

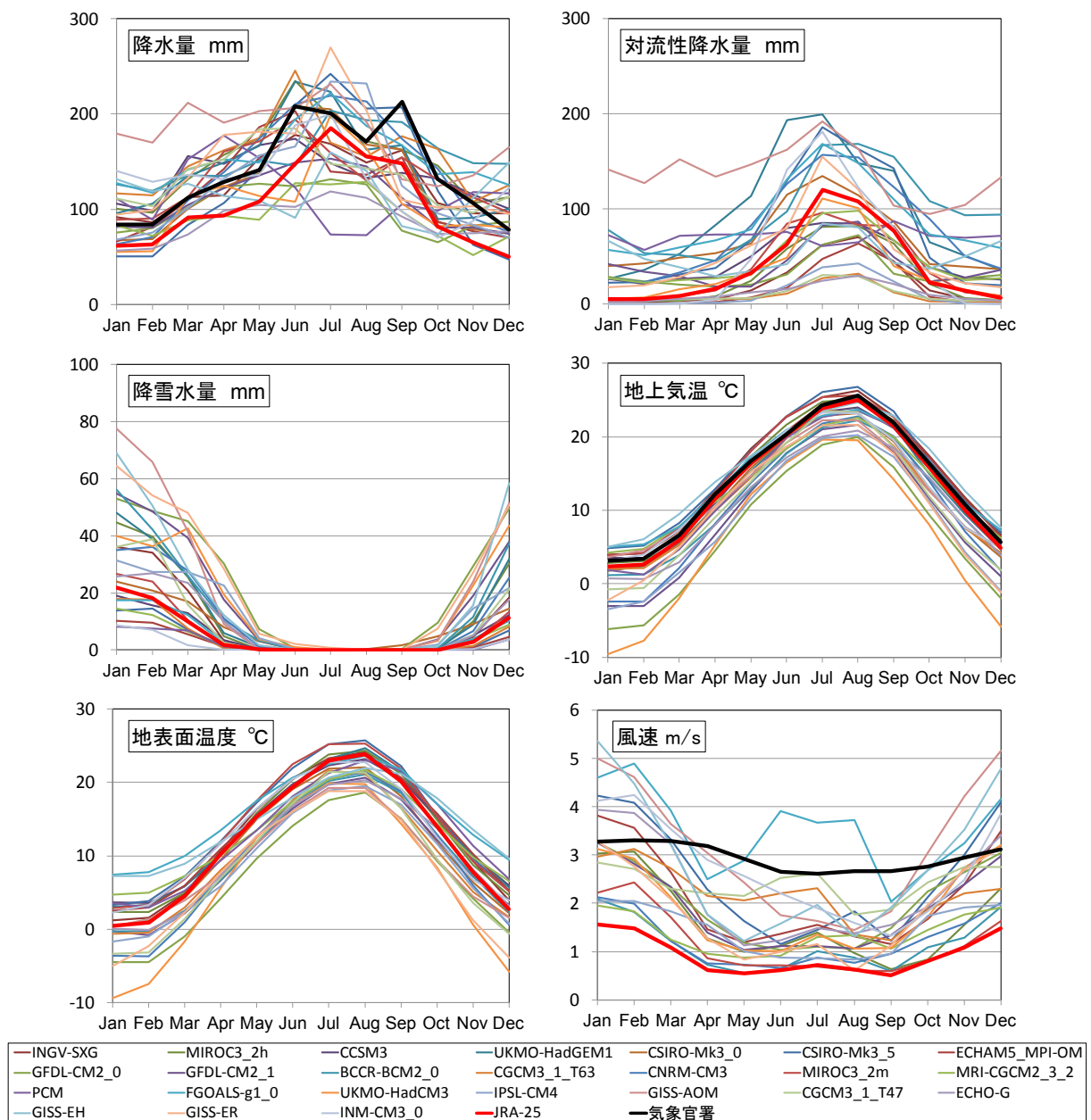


図 2.8 (1) CMIP3, JRA-25 および気象官署の気象要素別平均月変化 (1971~2000 年)

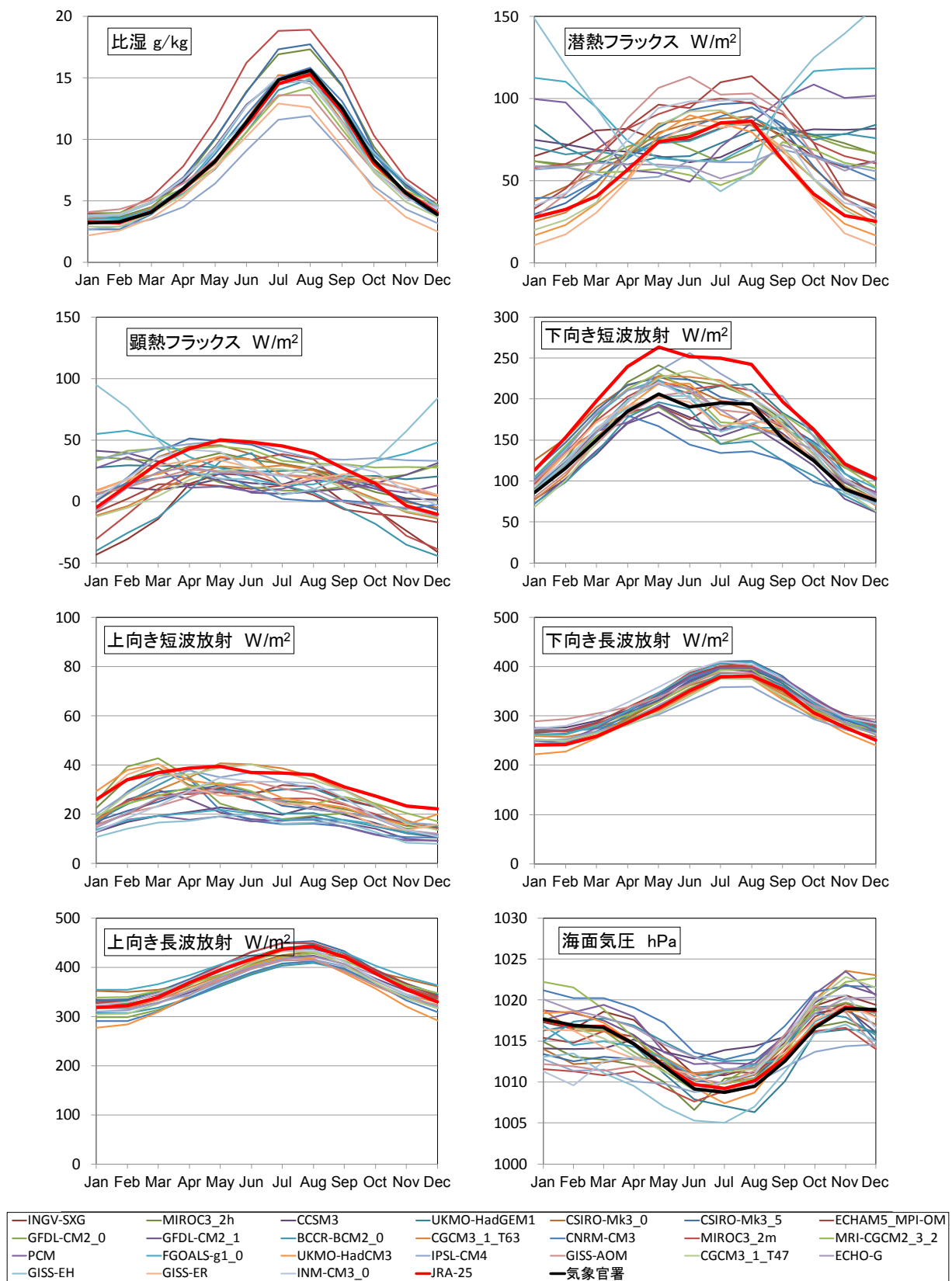


図 2.8 (2) CMIP3, JRA-25 および気象官署の気象要素別平均月変化 (1971~2000 年)

次に、各要素の季節変動について JRA-25 もしくは気象官署のデータを基準とした相関係数および RMSE（平均二乗誤差）を計算し、定量的に比較検証を行う。ここでは降水量など観測データの存在する要素は気象官署を、それ以外の要素については JRA-25 を基準とした。表 2.6 では、個々の GCM について算出した相関係数および RMSE を平均化したが、ここでは全てのモデルの月別値を同じデータ群として扱っている。月別にアンサンブル平均を行うことを考えると、こちらの取り扱いの方が評価としては適切である。

求めた相関係数および RMSE を表 2.9 に示す。地上気温、地表面温度、比湿、下向き短波放射量、下・上向き長波放射量については、相関係数は 0.9 以上、RMSE は 0.5 以下となっており、再現性が高い。これらは緯度によってある程度決まってくる要素であり、太陽高度の季節変動を強制力として現実的な値に落ち着いていると考えられる。一方で、潜熱および顕熱フラックスについては相関係数が 0.4 を下回っている。複数のモデルで陸面の熱フラックスが冬大きく夏小さいという、通常とは逆の傾向を示しており、陸面に対応する格子が数個分しかないため周辺の海面の影響を強く受けていると推測される。同様に、降水量および対流性降水量についてもモデル間のばらつきが大きく、6 月から 9 月にかけて降水量が多い日本の季節変動を十分に再現できていないモデルが多くみられる。風速は図 2.8 で示したように再現性が非常に悪いため、RMSE が最も大きくなっている。

表 2.9 では JRA-25 もしくは気象官署を基準としているが、両者にデータが存在する要素について気象官署を基準とした相関係数および RMSE を表 2.10 に示す。JRA-25 は概ね再現性が高いことが認められるが、風速については相関係数が小さく、RMSE も他の要素と比較して非常に大きい。また、降水量および下向き短波放射量については RMSE が比較的大きい。降水や風は CMIP3 の格子で考えるとサブグリッドスケールの現象であり、特に風については再解析も含め気候モデルによる正確な予測が非常に困難であることが伺える。

表 2.9 JRA-25 もしくは気象官署を基準として求めた月別平均値の相関係数および RMSE

meteorological element	24 GCMs in CMIP3		
	number of data	correlation coefficient	RMSE
precipitation	288	0.587	0.901
convective precipitation	288	0.580	1.046
snowfall (water equivalent)	288	0.758	1.726
air temperature	288	0.943	0.431
surface temperature	288	0.936	0.368
wind speed	228	0.563	4.848
specific humidity	180	0.957	0.294
latent heat flux	276	0.372	1.354
sensible heat flux	288	0.371	1.133
downwelling shortwave flux	276	0.911	0.447
upwelling shortwave flux	264	0.694	1.867
downwelling longwave flux	252	0.959	0.404
upwelling longwave flux	240	0.932	0.389
sea level pressure	288	0.756	0.718

表 2.10 JRA-25 と気象官署の相関

meteorological element	correlation coefficient	RMSE
precipitation	0.940	0.796
air temperature	1.000	0.076
wind speed	0.740	7.671
specific humidity	1.000	0.042
downwelling shortwave flux	0.998	1.002
sea level pressure	0.999	0.088

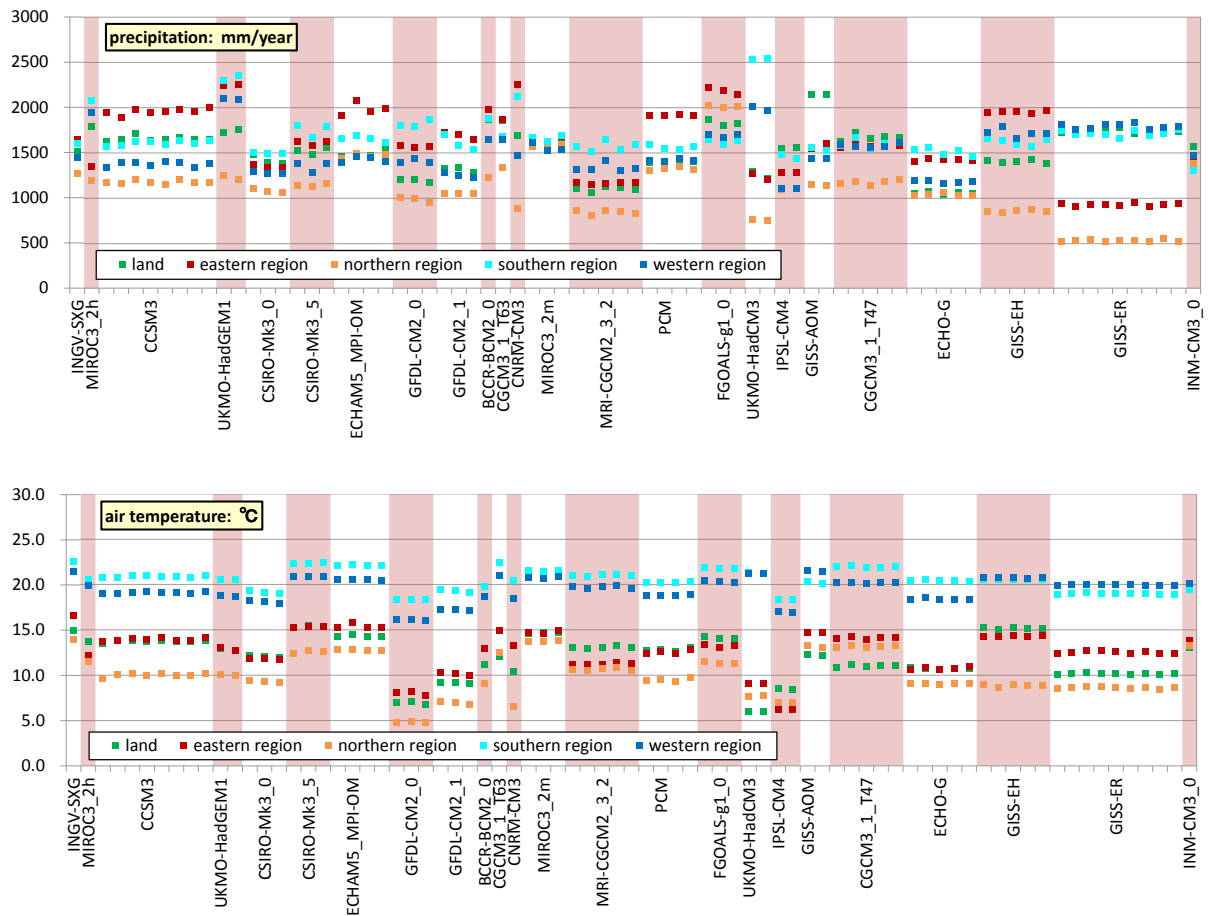
2.4.3 同一モデルによるアンサンブルランの比較

CMIP3 マルチ気候モデルの実験結果は延べ 77 ランのデータが存在するが、初期条件などを変更した同一モデルによる複数のアンサンブルランも含まれるため、全てを同列に扱うと特定のモデルに偏りが生じる可能性がある。CMIP3 のアンサンブルランにどの程度違いがあるのかを確認した。

図 2.9 は、CMIP3 のうちアンサンブルランのデータが存在するデータについて、降水量および気温の期間平均値を 5 つの領域別に示したものである。図中の縞状の色分けは同一モデルによる結果であることを意味し、左端のモデルが最も解像度が高く、右に行くほど粗くなっている。どちらの気象要素で比較しても、同一モデルのアンサンブルランデータは似通っており、モデルが異なることによる差異の方が大きいことがわかる。

次に、再現性の評価指標に置き換えて、アンサンブルランを比較する。全てのアンサンブルランにおいてデータの存在する降水量、対流性降水量、降雪水量、地上気温、地表面温度、顕熱および海面気圧の 7 要素について、日本の陸域を対象に前述した手法により JRA-25 もしくは気象官署を基準とした相関係数および RMSE を求めた結果を図 2.10 に示す。図 2.9 と同様に、同一モデルによるアンサンブルランは結果が非常に似通っていることがわかる。

気候モデル間の違いを把握するという観点から考えると、全てのランを同列に扱うことにあまり意味はない。むしろ、いたずらにアンサンブルランを含めて同列のデータとして扱ってしまうと、アンサンブルランの多いモデルを偏重することにつながるということが明らかとなった。したがって本論文では、各気候モデルから一つのラン（原則としてラン 1）を選択し、比較している。



※ 縞状の色分けは、同一モデルによるアンサンブルランの範囲を示す

図 2.9 年降水量および年平均気温における同一モデルアンサンブルランの比較

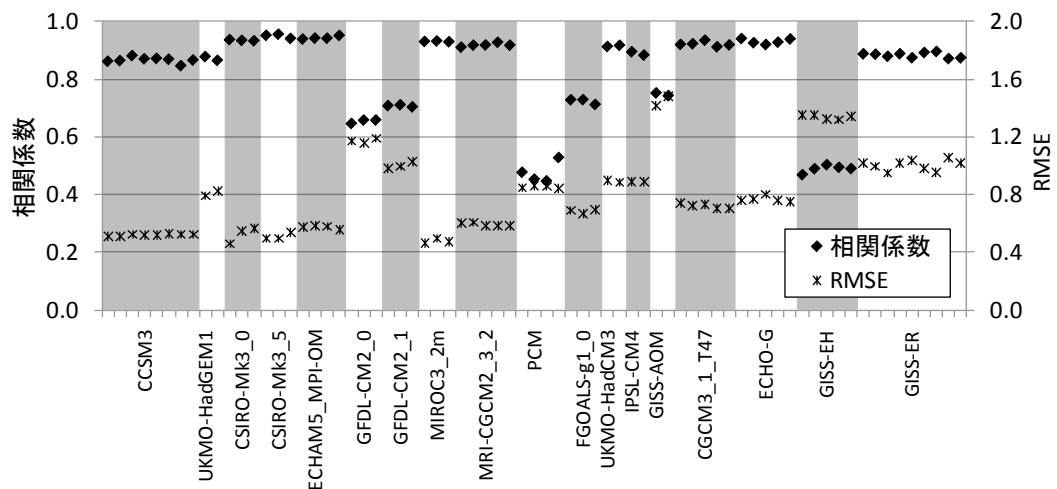


図 2.10 JRA-25 もしくは気象官署を基準とした相関係数および RMSE の 7 要素平均値

2.5 結語

本章では、CMIP3に参加した24の気候モデルの現在気候再現実験データを用いて、日本周辺における再現性を比較、評価した。基準としたデータは、気象官署の観測値および再解析値であるJRA-25である。特に降水量については平均値および季節変動のいずれについても気候モデルごとに出力値は大きく異なり、現実の季節変動とほとんど相関のないモデルも存在する。気温など太陽高度が支配的な役割を果たす気象要素については、季節変動の再現性は高い傾向にあった。どの気象要素についても絶対値のずれは少なからず存在するため、何らかのバイアス補正が不可欠なことも明らかとなった。

一方、全てのモデルを平均することで、どの気象要素についても平均値および季節変動ともに現実的な値に近づくため、複数の気候モデルを用いたアンサンブル平均という手法の有効性が示唆された。また、CMIP3 マルチ気候モデルにおいては、気候モデルの解像度が再現性に与える影響は顕著ではないことが明らかとなった。

日本の陸域における各モデルの再現性を評価した結果をまとめると、次のとおりである。

1. CMIP3 マルチ気候モデルでは日本の陸域に該当する格子数が5以下のモデルが半数を占める。個々のGCMで日本の気候について地域特性を論じることは実質的に困難である。
2. 異なる気候モデル間の出力値を比較した場合に対し、同一モデルによるアンサンブルランは結果が非常に似通っている。
3. 降水量および降雪量は、年平均値および季節変動についてモデル間のばらつきが他の要素と比べて大きい。これらの気象要素について気候モデルを利用する際は、複数のモデルによる実験結果を用いた解析を行うべきである。
4. 潜熱および顕熱フラックスについては、陸面に該当する格子を抽出しているにも関わらず、海面における季節変動を示すモデルが存在する。風速については、気象官署の観測値とJRA-25を含めた気候モデルの出力値を比較すると、季節変動の傾向が全く異なっている。その他の要素については、概ね季節変動の再現性は高い。
5. 再解析値であるJRA-25については、降水量および風速の過小傾向など必ずしも観測データと一致するわけではない。その一方で気候モデルと比較する際の利便性は高く、気候モデルとともに再解析データの精度向上は不可欠であると考えられる。

本章では水文気象分野で重要な地上の気象要素について、月別平均値を用いて日本周辺の再現性を評価した。ただし、手法が異なれば気候モデルの評価も当然変わってくるものと思われる。完全な気候モデルは存在しないため、利用目的にあわせて評価手法を検討し、気候モデルの実験結果について十分に理解しておくことが肝要である。次章以降、気候モデルの結果に対するバイアス補正や統計的

ダウンスケーリングの手法を検討し、気候変動評価のための基礎データ整備を試みる。

参考文献

- IPCC. (2001): Climate Change 2001: The Scientific Basis, Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 881pp.
- IPCC. (2007): Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 996pp.
- IPCC. (2013): Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 1535pp.
- Manabe, S. (1969): Climate and the ocean, 1: The atmospheric circulation and the hydrology of the Earth's surface, Monthly Weather Review, 97, pp.739-774.
- Meehl, G.A., Covey, C., Delworth, T., Latif, M., McAveney, B., Mitchell, J.F.B., Stouffer, R. and Taylor, K.E. (2007): The WCRP CMIP3 multimodel dataset, Bulletin of American Meteorological Society, 88, pp.1383-1394.
- Ninomiya, K. (2009): Characteristics of precipitation in the Meiyu-Baiu Season in the CMIP3 20th century climate simulations, Journal of the Meteorological Society of Japan, 87, pp.829-843.
- Onogi, K., Tsutsui, J., Koide, H., Sakamoto, M., Kobayashi, S., Hatsushika, H., Matsumoto, T., Yamazaki, N., Kamahori, H., Takahashi, K., Kadokura, S., Wada, K., Kato, K., Oyama, R., Ose, T., Mannoji, N. and Taira, R. (2007): The JRA-25 reanalysis, Journal of the Meteorological Society of Japan, 85, pp.369-432.
- Oshima, K. and Tanimoto, Y. (2009): An evaluation of reproducibility of the pacific decadal oscillation in the CMIP3 simulations, Journal of the Meteorological Society of Japan, 87, pp.755-770.
- Sato, N., Takahashi, C., Seiki, A., Yoneyama, K., Shirooka, R. and Takayabu, Y.N. (2009): An evaluation of the reproducibility of the Madden-Julian oscillation in the CMIP3 multi-models, Journal of the Meteorological Society of Japan, 87, pp.791-805.
- 東博紀・大楽浩司・松浦知徳 (2006) : 地球温暖化による豪雨発生頻度の変化と洪水氾濫への影響評価, 水工学論文集, 50, pp.205-210.

- 有賀暢迪 (2008) : 洗い桶からコンピュータへー大気大循環モデルによるシミュレーションの誕生ー, 科学哲学科学史研究, 2, pp.61-74.
- 柏井条介・土屋修一・石上孝之 (2008) : 気候変動による豪雨時の降雨量季節変化予測ーGCM20 による評価を中心にー, 国土技術政策総合研究所資料, 462, 119 pp.
- 河宮未知生 (2013) : 地球システムモデル (新用語解説) , 天気, 60, pp.129-130.
- 高藪出・金光正郎 (2010) : 力学的ダウンスケーリングのレビュー, 天気, 57, pp.435-447.
- 筒井純一・初鹿宏壮・門倉真二・和田浩治 (2005) : 全球気象データの長期再解析ーJRA-25 再解析データの仕様と品質の中間評価ー, 研究報告, V04014, 電力中央研究所.
- 文部科学省・気象庁・環境省 (2009) : 温暖化の観測・予測及び影響評価統合レポート「日本の気候変動とその影響」

第3章

マルチモデルアンサンブルを利用した不確実性の低減 および将来変化の検討

3.1 概説

第2章では、日本の陸域を対象に CMIP3 の気候モデル実験結果を比較検証した。そもそも日本陸地面積は約 38 万 km^2 であり、地球の表面積 51,000 万 km^2 に対して 0.1% にも満たない非常に狭い領域である。CMIP3 の 24 の気候モデルについて現在気候再現実験のデータを解析したところ、特に降水量の再現性にモデル間で大きな違いがあることがわかった。現在気候を十分に再現できない気候モデルを用いて、将来の気候変化を論じることが不適切であろう。気候モデル実験結果を元データとした解析を行う際に、数ある気候モデルの中から適切なモデルを選択する際の目安として、現在気候の再現性を理解しておくことは有益である。

本章では、現在気候の再現性によって気候モデルを選別し、マルチモデルアンサンブルを用いて予測の不確実性を低減することを試みる。さらに将来気候の実験結果を用いて、日本陸域における将来の気候変化について考察する。

3.2 全球気候モデルにおける予測の不確実性

3.2.1 不確実性の要因

気候モデルは、数十年から数百年の期間を計算するという特徴を持つが故に、様々な要因により予測結果に違いが生じる。一般に、これを予測の不確実性と呼ぶ。例えば、気候モデルと概ね同じ原理で構成され、天気予報に用いられている数値予報モデルにおいては、観測値で常に予測結果を補正しながら計算する手法（データ同化手法）により、予測誤差を小さくする試みが行われている（三好ら, 2007）。将来予測を行う際には当然ながら未来の観測値というものは存在しないため、予測誤差は蓄積していくことになる。気候モデルによる不確実性について代表的なものを以下に示す。

1. 自然変動

気候モデルでは様々な要因をモデル化して計算しているが、考慮していない、あるいは予想が困難な自然変動が存在する。太陽活動の変動および火山の噴火によるエアロゾルの増加は、気候モデルに組み込まれていない。ただし、これら2つの要因については、過去20年間は温暖化に寄与しておらず、むしろ寒冷化に効いているとされている（IPCC, 2001）。放射強制力に最大の寄与をしているのは、1750年以降の大気中の二酸化炭素の濃度の増加とされている（IPCC, 2013）。

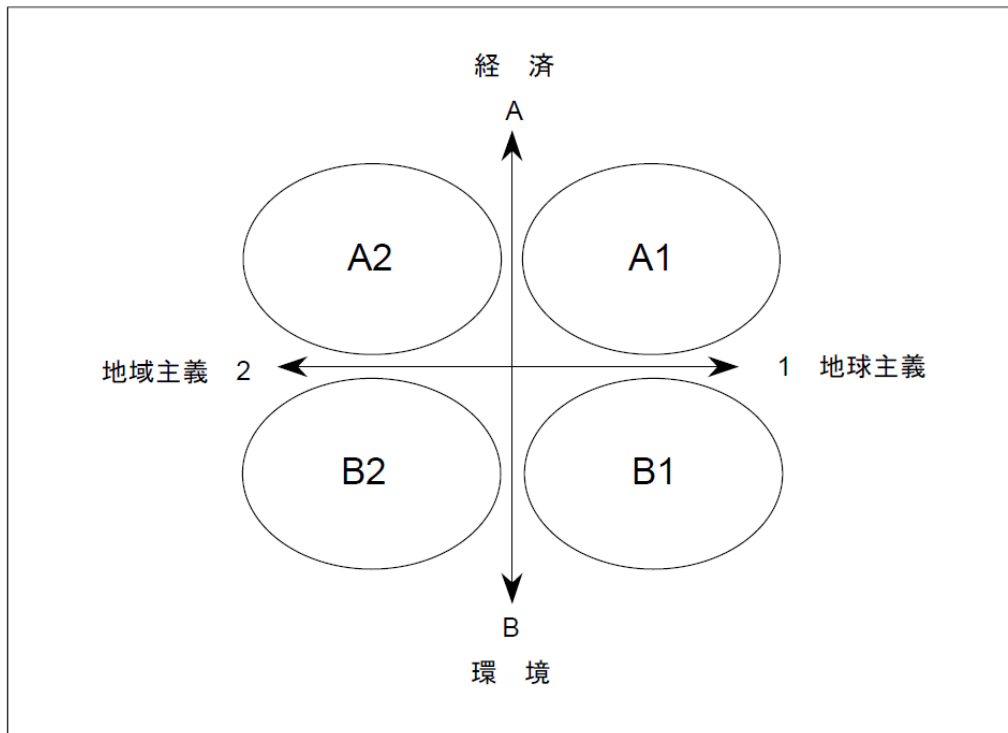
2. モデル間の違い

気候モデルの基本となる方程式系が同一であっても、各モデルの示す予測結果が一致するとは限らない。特に、格子間隔は地形表現の解像度に直結するため、予測結果に大きく影響する（Kusunoki et al., 2011）。また、格子間隔より狭い現象をどのように扱うか（パラメタリゼーションと呼ばれる）により、たとえ同じ格子間隔かつ同じモデル体系でも違いが生じる（Mizuta et al., 2012）。

3. 排出シナリオ（人為的活動）

温暖化の主要な原因として位置付けられている温室効果ガスの排出量は、経済成長、人口変動、エネルギー需給、社会情勢などによって、大きく変動する。CMIP3では、大枠として図3.1に示す4つに分類されたSRESと呼ばれるシナリオが用いられており、図3.2に示す温室効果ガス排出シナリオに基づいて予測計算が行われている。図3.2の右図に示すように、排出シナリオが異なると気温の上昇量に違いが生じている。

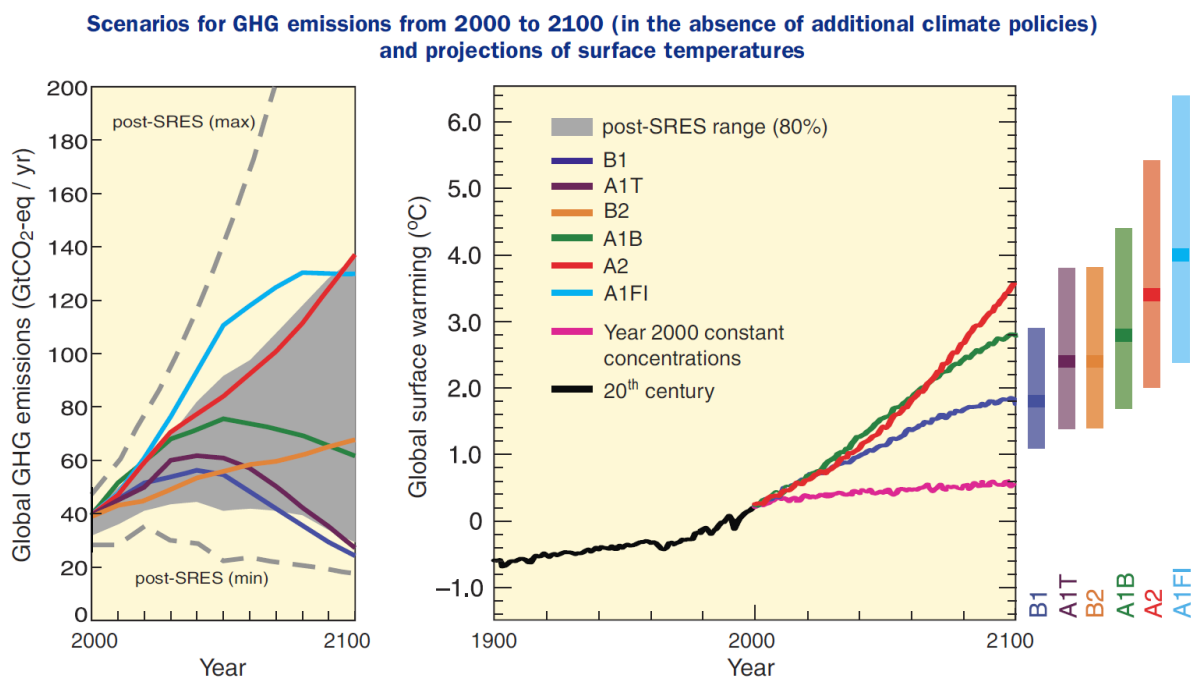
なお、IPCCの第五次評価報告書ではRCP（Representative Concentration Pathways；代表的濃度パス）と呼ばれる新しい排出シナリオが用いられている。RCPは2100年における1750年に対する放射強制力によって区別されている（IPCC, 2013）。ただし本論文ではRCPを用いた実験結果を用いていない。



出典：環境省（2001）

※ SRES とは排出シナリオに関する特別報告 (Special Report on Emission Scenarios) のこと。A1 はさらに、A1B（すべてのエネルギー源のバランス重視）、A1T（非化石エネルギー源重視）、A1FI（化石エネルギー源重視）などに分かれる

図 3.1 SRES シナリオの分類



出典：IPCC（2007）

図 3.2 温室効果ガス排出シナリオおよび地上気温予測

3.2.2 不確実性の低減

気候モデルの予測不確実性は、現在気候再現実験の精度を検証することにより、予測誤差として捉えることができる。これは、現在気候においては観測値あるいは再解析値が存在するため、それらを真値として取り扱うことが可能であるためである。再現性を向上させる、つまり予測誤差を小さくすることが不確実性の低減に直結するという考え方であり、本論文でも同様のアプローチを試みる。

(1) バイアス補正

バイアスとは真値に対する系統的な誤差を示す言葉であり、気候モデルの実験結果を観測値によって統計的に補正する（バイアス補正）手法が様々な分野で開発されている。現在気候の実験結果を補正する手法をそのまま将来気候の実験結果に適用することで、現実に近いデータを得ることができるのが利点である。特に地域性の大きい降水量については、水文分野を中心に研究例が多い（Wood et al., 2004; Ines et al., 2006 など）。

一方、バイアス補正は目的に応じて様々な手法が開発されているが、手法によって得られる結果は異なり、補正処理の過程において新たな不確実性が付与されることが指摘されている（渋尾ら, 2010）。また、将来気候において同じ関係性で補正を行うのであれば、将来変化（変化率もしくは変化量）を議論する際には、あまり意味を持たない。バイアス補正は強制的な数字あわせであり、GCM が本来持つ物理的整合性を無視することを意味するため、気候モデル本来の特性を改変してしまう恐れもある。本論文では、気候の将来変化を中心に論じるため、バイアス補正手法については検討しない。

(2) アンサンブル計算

何かを測定する際、同一の手法で得られた複数のデータを平均することで系統誤差を小さくするように、予測においても同種のデータセットを複数平均するという手法は一般的に用いられている。気象庁では、初期値を少しずつずらした予測を複数行うアンサンブル予報が、中長期の天気予報に利用されている（経田ら, 2007）。気候モデルにおいても不確実性を評価する試みとして、マルチモデルアンサンブルと物理摂動アンサンブルの2通りのモデルアンサンブルが利用されている（吉森ら, 2012）。これらをまとめると、アンサンブル計算は大きく以下の3種類に大別できる。

1. マルチモデルアンサンブル

複数の GCM の結果を利用するマルチモデルアンサンブルの有効性が示されており（Kharin et al., 2002; Gleckler et al., 2008）、モデルの再現性に応じて重み付け平均を行うなど、その手法についても様々な提案が為されている（Murphy et al., 2004）。CMIP3 が 25 もの気候モデルから構成されているのも、予測のばらつきを評価して信頼性を高めることを目的としている。IPCC の第 4 次評価報告書においても、全モデルの平均値と個々のモデルのばらつきを一緒に記載していることが多い（IPCC, 2007）。

2. 物理摂動アンサンブル（シングルのモデルアンサンブル）

同一の気候モデルを用いて、初期値や境界条件、内部のパラメータなどを少しずつ変更して様々な値に設定することで、複数のデータセットを作成する (Lopez et al., 2009). Yokohata et al. (2011) によると、単一モデルによるアンサンブルはそのモデル自身の予測誤差の影響を大きく受けるため、マルチモデルアンサンブルの方がばらつきの中に観測値を含んだ形でアンサンブルデータを作成できるとしている。広義では解像度の変更も物理摂動アンサンブルに含むが、CMIP3 の中では解像度のみを変更した GCM は別モデルとして扱われている。本論文では、物理摂動アンサンブルもマルチモデルアンサンブルとして扱うこととする。

3. 初期値アンサンブル

数値モデルによる計算を行う際、観測データを元にした初期値が必要となるが、この初期値の不確実性を考慮して複数の初期値による計算を初期値アンサンブルと呼ぶ (松枝, 2011)。CMIP3 においても一つの気候モデルに対して、複数の初期値アンサンブルデータ (ラン) が公開されている。初期値アンサンブルを作成する方法には、乱数によりゆらぎを作り出すモンテカルロ法や、時刻をずらすタイムラグ法などがある (新田・露木, 1991)。

気候モデルによるアンサンブルデータを用いた研究事例の多くはグローバルスケールを対象としており、日本国内の流域スケールのように狭い領域で検証した事例は少ない。本章では、日本陸域という狭い領域においてアンサンブル平均を適用し、その効果を検証する。この際、2.4.3 で示したように、CMIP3 によるアンサンブルラン (初期値アンサンブル) のばらつきはマルチモデルアンサンブルと比較して小さいため、以下、本論文では、マルチモデルアンサンブルを利用して不確実性の評価および低減を試みる。

3.3 日本陸域における不確実性の低減と将来変化の推定

3.3.1 再現性の高い気候モデルの選択

第2章で述べたように、日本陸域のデータを抽出した場合、20世紀再現実験の結果は気候モデルによるばらつきがあり、特に地表面熱フラックスについては陸面における季節変動を全く表現できていないモデルが存在する。全球を対象とした気候モデルを用いて日本列島という非常に狭い範囲を議論する場合、最低限の再現性を確保できていないモデルの結果を利用することは難しく、解析対象から外す方が合理的である。ここではJRA-25および気象官署のデータを基準とした前述の評価手法を用いて「各要素の相関係数が0.6以上」という基準を設け、季節変動の再現性を重視して気候モデルを選別する。ただし風速については気候モデルによる再現性があまりにも悪いため、選別する要素からは除外している。相関係数の基準を0.6としたのは、要素別・気候モデル別に算出した相関係数とRMSEの関係性（図3.3）を踏まえ、特に再現性の悪いモデルを除くのに適切な値と考えたためである。RMSEは気候モデルの選別基準として採用していない。

CMIP3の気候モデルを選別した結果、24の気候モデルのうち表3.1に示した10モデルが該当した。該当したモデルの解像度はまちまちであり、解像度の高さと再現性に顕著な関係はみられない。この10モデルについて、全モデルにデータが存在する7つの要素（降水量、対流性降水量、降雪水量、地上気温、地表面温度、顕熱および海面気圧）の月別平均値について相関係数およびRMSEを求め、モデル別に平均した値を図3.4に示す。この10モデルは相関係数のみを基準として選択しているが、結果的にRMSEも飛びぬけて大きなモデルはなく、現在気候の再現性の高い気候モデル群を選択できている。

選択した10モデルについて、気象要素の月変化を改めて図3.5に示す。図2.8と比較して各気候モデルの季節変動はJRA-25や気象官署観測値の近傍に収束しており、図には示していないが他の要素についても同様であることから、モデルを選択することの有効性が明らかとなった。

表 3.1 再現性がよいと判断した10モデル

GCM	grid distance in lat. (km)	GCM	grid distance in lat. (km)
INGV-SXG	125	CGCM3.1(T63)	313
MIROC3.2(hires)	125	MIROC3.2(medres)	313
CSIRO-Mk3.0	208	UKMO-HadCM3	274
CSIRO-Mk3.5	208	CGCM3.1(T47)	417
ECHAM5/MPI-OM	208	GISS-ER	435

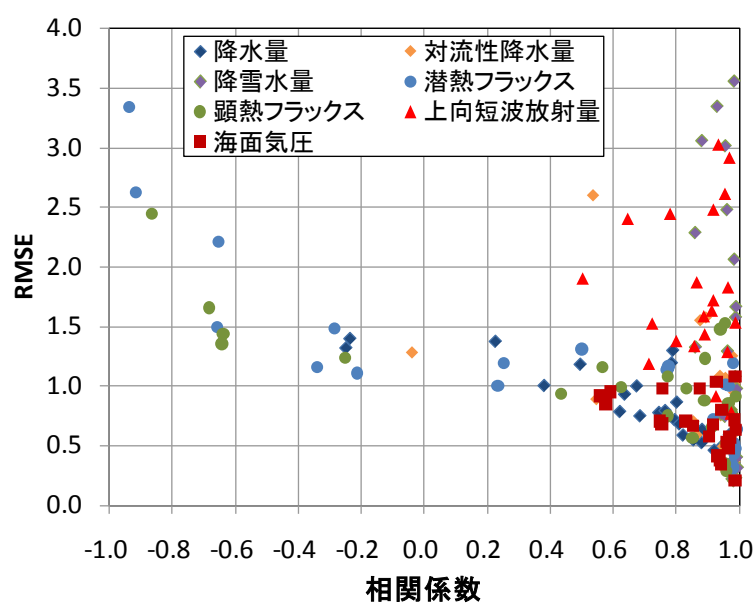


図 3.3 CMIP3 の 24 モデルによる JRA-25 または気象官署との相関係数および RMSE の関係

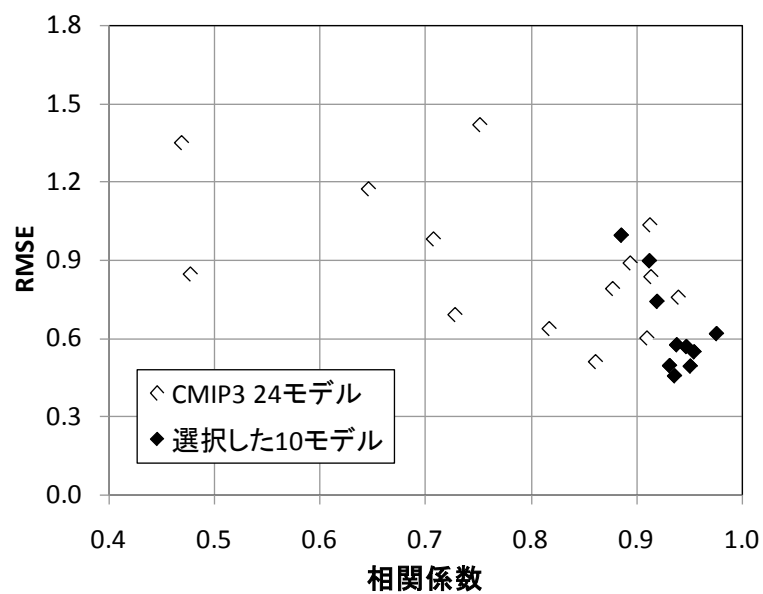


図 3.4 7 要素を平均した相関係数および RMSE の関係

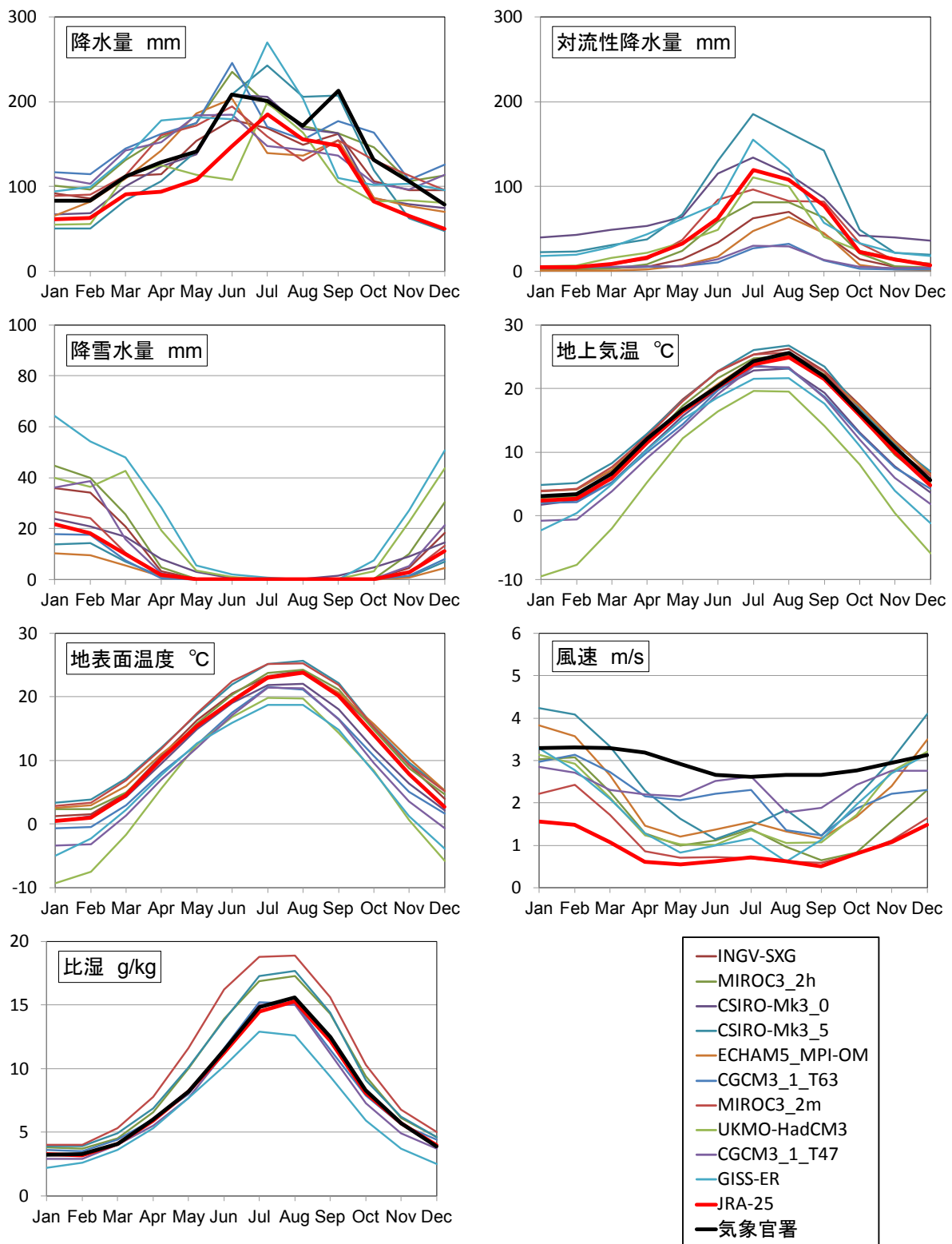


図 3.5 (1) 選択した 10 モデルの月変化 (1971~2000 年)

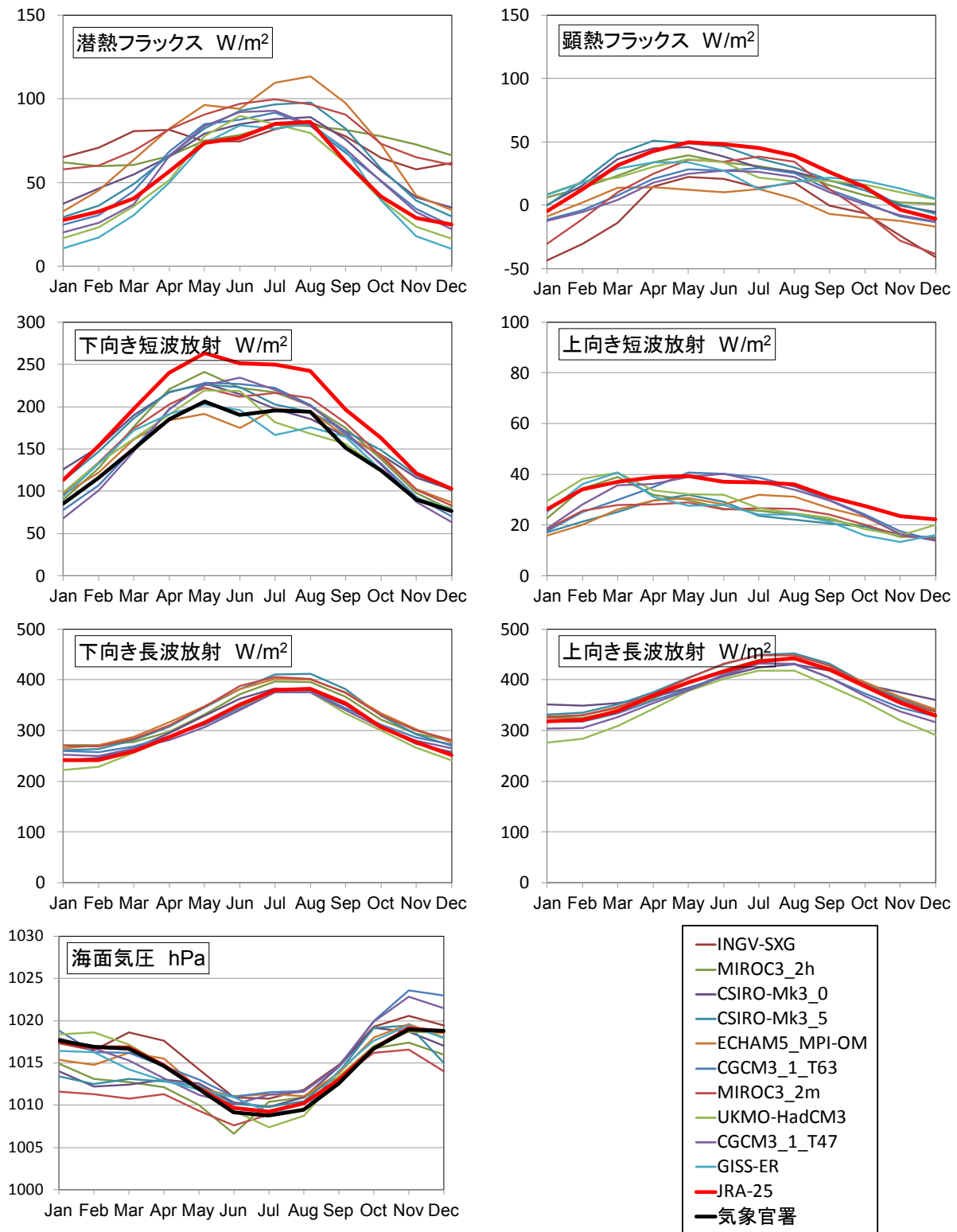


図 3.5 (2) 選択した 10 モデルの月変化 (1971~2000 年)

3.3.2 現在気候再現実験における不確実性

選択した 10 モデルによる現在気候再現実験結果について、改めて要素ごとに年平均値を算出したものを表 3.2 に示す。全てのモデルを用いた表 2.8 と比較し、年平均値および年変動幅はあまり変化していないが、モデル間の標準偏差は大部分の要素において小さくなっている。

一方、JRA-25 もしくは気象官署を基準とした相関係数および RMSE については、表 3.3 に示すように大部分の要素で改善している。相関係数について差の有意性検定を行ったところ、降水量、対流性降水量、潜熱、顕熱、下・上向き短波放射量および海面気圧については 5% の有意水準で相関係数に有意な向上がみられた。大部分の要素において RMSE が 1.0 以下であり、式 (2-3) により規格化していることから気候モデルによる誤差は月平均値の標準偏差を下回っていることがわかる。降雪水量、風速および上向き短波放射量については RMSE が 1.0 を上回り相対的に誤差が大きいが、これらは細かい地形や地域的な雨雪判別などサブグリッドスケールの現象が支配的な要素であり、気候モデルでは十分に表現できていないことを意味している。これらの要素については、現在気候を再現する段階から既に非常に大きな不確実性を有していることが明らかとなった。

表 3.2 要素別年平均値および気候モデルによるばらつきの比較（10 モデルを選択した場合）

meteorological element	unit	10 GCMs in CMIP3				JRA-25	Obs.St.
		number of GCMs	Ave.	σ	range		
precipitation	mm	10	1587	174	136	1250	1654
convective precipitation	mm	10	432	278	86	478	-
snowfall (water equivalent)	mm	10	120	80	32	66	-
air temperature	°C	10	12.4	2.9	23.0	13.4	13.9
surface temperature	°C	10	11.0	2.8	23.2	12.0	-
wind speed	m/s	8	2.0	0.4	1.8	0.8	3.0
specific humidity	g/kg	6	5.1	4.5	7.7	8.0	8.1
latent heat flux	W/m ²	10	64	11	59	53	-
sensible heat flux	W/m ²	10	13	10	46	24	-
downwelling shortwave flux	W/m ²	9	159	8	126	191	147
upwelling shortwave flux	W/m ²	8	26	3	18	32	-
downwelling longwave flux	W/m ²	8	316	14	109	304	-
upwelling longwave flux	W/m ²	8	375	14	94	378	-
sea level pressure	hPa	10	1014	1	10	1015	1014

※ 期間は 1971～2000 年. ただし JRA-25 のみ 1979～2000 年.
標準偏差 (σ) は各モデルの年平均値から計算.
年変動 (range) は月平均値の年変動幅を全モデルで平均した値.

表 3.3 JRA-25 もしくは気象官署を基準として求めた月別平均値の相関係数および RMSE

meteorological element	24 GCMs in CMIP3			10 GCMs in CMIP3		
	number of data	correlation coefficient	RMSE	number of data	correlation coefficient	RMSE
precipitation	288	0.587	0.901	120	0.758	0.701
convective precipitation	288	0.580	1.046	120	0.726	0.746
snowfall (water equivalent)	288	0.758	1.726	120	0.770	1.481
air temperature	288	0.943	0.431	120	0.938	0.434
surface temperature	288	0.936	0.368	120	0.944	0.369
wind speed	228	0.563	4.848	96	0.654	4.649
specific humidity	180	0.957	0.294	72	0.951	0.366
latent heat flux	276	0.372	1.354	120	0.831	0.780
sensible heat flux	288	0.371	1.133	120	0.775	0.854
downwelling shortwave flux	276	0.911	0.447	108	0.953	0.423
upwelling shortwave flux	264	0.694	1.867	96	0.802	1.344
downwelling longwave flux	252	0.959	0.404	96	0.959	0.371
upwelling longwave flux	240	0.932	0.389	96	0.943	0.345
sea level pressure	288	0.756	0.718	120	0.811	0.614

※ CMIP3 の 24 モデル・10 モデルによる相関係数の有意差検定を行い、5%の危険率で有意な相関があると判定された要素名に黄色で着色。

3.3.3 将来変化

日本の気候が将来どのように変化するかについて、シナリオ A1B の実験結果を再現性の高い 10 モデルの出力値を対象として解析する。現在気候はこれまでと同様に 1971～2000 年、将来気候は 2071～2100 年である。

(1) 年平均値の比較

表 3.1 に示した 10 モデルについて、将来気候の年平均値および 20 世紀再現実験に対しての変化量を表 3.4 に示す。降雪水量は全てのモデルで減少しており、平均で 54mm 減少（モデル別には-111～-25mm）すると予測されている。降水量は 138mm 増加（-47～+297mm）、気温は平均で 3.2℃上昇（+2.0～+4.9℃）となっており、気温の上昇に伴う形で比湿および長波放射量は平均で増加している。一方で、風速および海面気圧はほとんど変化していない。

モデルによる変化量のばらつきは降水量、対流性降水量および降雪水量で相対的に大きく、降水・降雪現象を水平解像度の粗い全球気候モデルで表現することの難しさを示している。モデル間のばらつきは実験結果の不確実性を意味しているため、降水量および降雪水量の将来変化予測については再現性の高いモデルを選択したとしても、依然として非常に大きな不確実性を持っていることが明らかとなった。

表 3.4 選択した 10 モデルによる将来気候（シナリオ A1B）

meteorological element	unit	10 GCMs in CMIP3 future climate(2071-2100)			future change (future－present)		
		Ave.	Max.	Min.	Ave.	Max.	Min.
precipitation	mm	1725	2066	1433	+138	+297	-47
convective precipitation	mm	509	951	130	+76	+202	+13
snowfall (water equivalent)	mm	67	221	7	-54	-25	-111
air temperature	°C	15.6	18.4	10.9	+ 3.2	+ 4.9	+ 2.0
surface temperature	°C	14.1	17.7	9.9	+ 3.1	+ 4.8	+ 1.9
wind speed	m/s	2.0	2.6	1.2	- 0.0	+ 0.1	- 0.1
specific humidity	g/kg	10.1	13.0	7.8	+ 1.9	+ 2.9	+ 1.2
latent heat flux	W/m ²	68	85	52	+ 4	+ 6	- 2
sensible heat flux	W/m ²	12	26	-1	- 0	+ 5	- 3
downwelling shortwave flux	W/m ²	158	177	143	- 1	+ 6	- 7
upwelling shortwave flux	W/m ²	24	27	22	- 2	+ 1	- 4
downwelling longwave flux	W/m ²	337	353	320	+21	+26	+17
upwelling longwave flux	W/m ²	392	406	374	+16	+25	- 2
sea level pressure	hPa	1014	1016	1013	+ 0	+ 1	- 1

※ 将来変化量の最大（最小）はモデル毎に求めた変化量のうち最大（最小）のものを示す。

(2) 月別平均値による季節変動の比較

季節変動の傾向が将来どのように変化するかについて、現在および将来の各期間において選択した10モデルのデータを要素ごとにアンサンブル平均した結果を図3.6に示す。降水量は10～12月を除いて増加、降雪水量は約半分に減少、気温は1年を通じて3℃程度増加する傾向がみてとれる。降水量については、対流性降水量が夏季に増加しているため、ピークが6月から7月へと移動している。冬期の降水量はあまり変化がないものの降雪水量が大きく減少しているため、現在は降雪であるものの半分近くが降雨に変わることの意味している。比湿は特に夏期に増加しており、気温上昇に伴って飽和水蒸気量が増大したことが原因と推測される。上向き短波放射量について1月から4月にかけて顕著に低下しているが、これは降雪量の低下に伴い積雪面積が減少し、陸面の全体的なアルベドが低下したためと推測される。10モデルのうち6モデルについては積雪被覆率のデータが存在するため、これを平均したところ、1～4月の積雪被覆率は現在気候29.8%、将来気候16.3%であり、ほぼ半減する結果となっていた。一方で、風速、潜熱、顕熱、下向き短波放射量、下・上向き長波放射量および海面気圧については、現在気候と将来気候で大きな変化は認められない。

次に、モデルを選別したことによる効果を検討するため、比較的实验結果のばらつきが大きい月平均降水量について各気候モデル間の標準偏差を表3.5に示す。24の気候モデルから10モデルを選択することにより、将来気候の4月を除いて標準偏差は小さくなっている。また、現在気候よりも将来気候の方が、寒候期よりも暖候期の方が、気候モデルによるばらつきは大きい傾向にある。

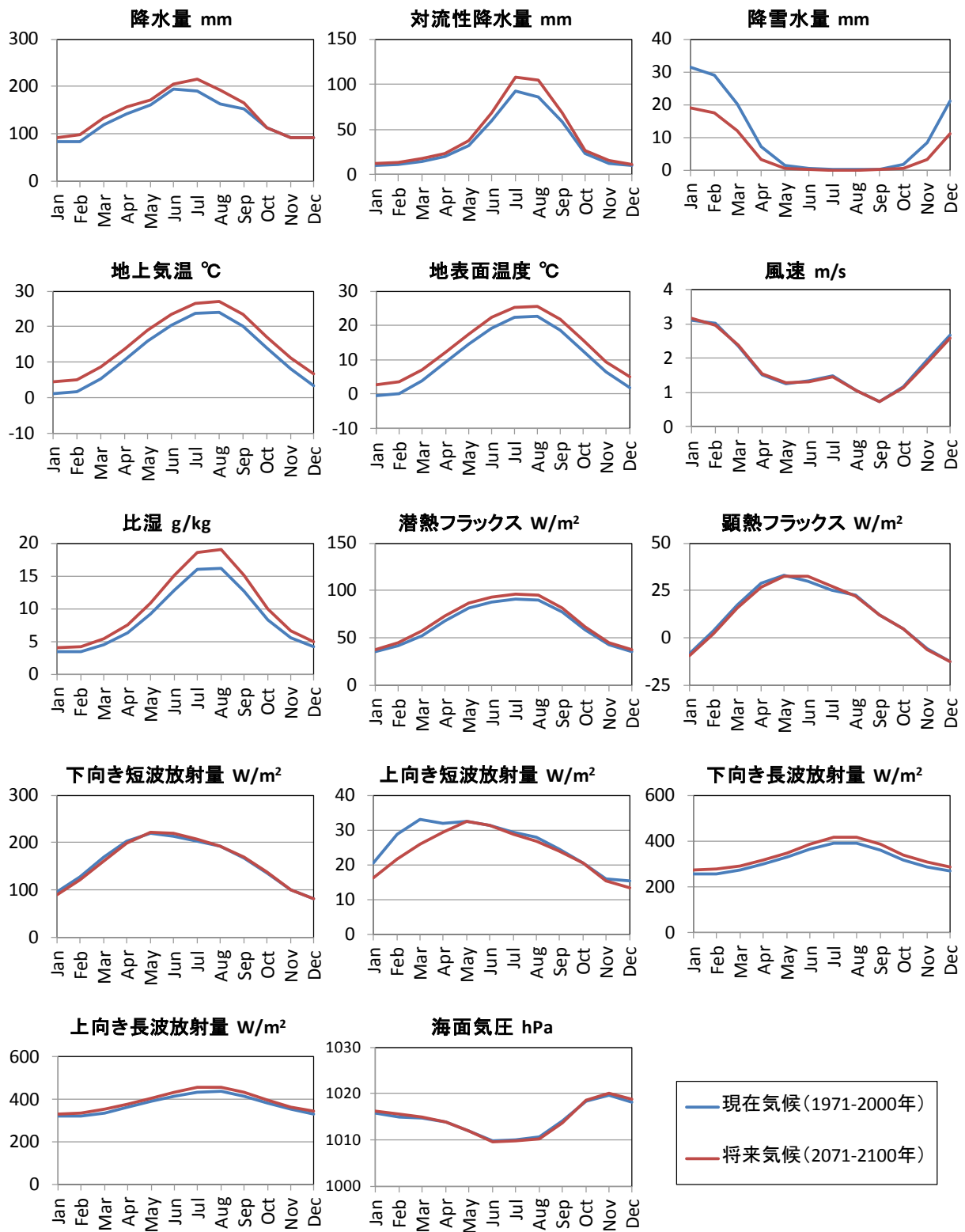


図 3.6 選択した 10 モデルのアンサンブル平均による月変化 (1971~2000 年, 2071~2100 年)

表 3.5 気候モデルによる月平均降水量の標準偏差

項 目		1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月	通年
現在気候 1971-2000	CMIP3 24 モデル (a)	32	27	29	25	29	44	47	37	36	30	24	29	260
	CMIP3 10 モデル (b)	23	21	19	24	24	38	42	26	30	27	16	23	174
	比率 (b/a)	0.74	0.78	0.67	0.94	0.84	0.86	0.89	0.70	0.83	0.90	0.69	0.80	0.67
将来気候 2071-2100	CMIP3 24 モデル (a)	37	30	32	32	37	48	47	44	34	33	29	35	291
	CMIP3 10 モデル (b)	26	25	29	35	34	44	35	38	30	31	18	31	235
	比率 (b/a)	0.72	0.84	0.93	1.10	0.92	0.90	0.74	0.84	0.87	0.93	0.62	0.90	0.81

(3) 日別値の比較

CMIP3 マルチ気候モデルは月別値の他に、日別値および 3 時間値のデータも公開されているが、期間が断続的で短く気候モデルによっては気象要素の大部分のデータが提供されていない。そのため各モデルに対して網羅的に解析することは困難であり、ここでは比較的データの揃っている降水量と気温の日別値について、表 3.1 に示した 10 モデルのうちデータが存在する 7 モデルの年最大日降水量および年最高（最低）日平均気温を表 3.6 にまとめた。なお、データの制約上、解析対象期間は、現在気候（1981～2000 年）および将来気候（2081～2100 年）の 20 年間であり、月別値を用いた解析と期間が異なっている。

表 3.6 によると、参考として併記した年平均値の変化と比べ、年最大日降水量はより増える傾向にあり、年最高（最低）日平均気温はほぼ同じ程度の変化となっている。モデル間で日別値を比較すると、概ね年平均値の大小関係に応じた分布となっており、各モデルの出力値特性は類似しているといえる。

3 時間値のデータについては、実験結果のデータが数年分しか公開されておらず、対象となるモデルや要素については非常に限定的である。時間スケールの短い現象を表現するために必要な水平解像度が不足していることやデータの不揃いを考慮すると、CMIP3 マルチ気候モデルの出力値を直接用以て集中豪雨などの極端現象を議論することは難しく、ダウンスケーリングなど何らかの手法が必須である。

表 3.6 日別値（降水量および気温）の将来変化

(降水量)

モデル名	年最大日降水量 (20年平均) の変化			年平均降水量 (20年平均) の変化		
	現在 mm	将来 mm	変化率	現在 mm	将来 mm	変化率
INGV-SXG	33	36	1.08	1501	1525	1.02
MIROC3.2(hires)	35	46	1.30	1764	2097	1.19
CSIRO-Mk3.0	30	31	1.03	1486	1438	0.97
CSIRO-Mk3.5	43	53	1.22	1532	1492	0.97
CGCM3.1(T63)	58	63	1.10	1855	1977	1.07
MIROC3.2(medres)	35	41	1.17	1612	1944	1.21
CGCM3.1(T47)	46	54	1.17	1638	1855	1.13
平均	40	46	1.15	1627	1761	1.08

(気温)

モデル名	年最高日平均気温 (20年平均) の変化			年最低日平均気温 (20年平均) の変化			年平均気温 (20年平均) の変化		
	現在 ℃	将来 ℃	差 ℃	現在 ℃	将来 ℃	差 ℃	現在 ℃	将来 ℃	差 ℃
INGV-SXG	28.1	30.2	2.1	-0.1	3.2	3.3	15.1	17.7	2.6
MIROC3.2(hires)	26.7	31.2	4.5	-0.6	3.9	4.5	13.9	18.4	4.5
CSIRO-Mk3.0	24.9	26.4	1.5	-2.3	-0.4	1.9	12.3	14.2	1.9
CSIRO-Mk3.5	28.8	31.6	2.8	1.4	4.7	3.2	15.5	18.5	3.0
CGCM3.1(T63)	26.9	29.6	2.7	-3.7	-1.5	2.2	12.2	14.8	2.6
MIROC3.2(medres)	28.1	31.7	3.6	0.1	3.5	3.3	14.8	18.6	3.8
CGCM3.1(T47)	26.7	29.1	2.4	-5.8	-3.4	2.4	11.1	13.8	2.7
平均	27.2	30.0	2.8	-1.6	1.4	3.0	13.5	16.5	3.0

※ 現在：1981-2000年，将来：2081-2100年（シナリオ A1B）

3.4 結語

本章では、CMIP3 マルチ気候モデルの実験結果のうち地上気象要素の出力値を用いて、日本の陸域における現在気候の再現性を向上させることを目的に、GCM の選別を行った。選別した GCM の実験結果を利用してマルチモデルアンサンブル平均を行い、気象要素別に日本陸域の将来変化を示した。その結果、以下の点が明らかとなった。

1. CMIP3 マルチ気候モデルを JRA-25 もしくは気象官署のデータを基準とした再現性（各要素の月平均値を用いた相関係数が 0.6 以上）により選別することで、予測の不確実性（モデル間のばらつき）の低減が可能である。選別した気候モデルと水平解像度の間に顕著な関連はみられなかった。現在気候の再現性と将来予測の精度が直接結びつく保証はないが、少なくとも季節変動を表現できていないモデルは除外すべきであると考ええる。
2. 選別した 10 の気候モデルを用いた解析の結果、温暖化による気温および地表面温度の上昇、夏季降水量の増加、降雪水量の低下が予測された。これらは水収支に大きく関わる要因であるため、水文・水資源分野での影響評価や適応策の検討が非常に重要であることを示唆している。
3. 本章では日本陸域を対象に地上気象要素の季節変動再現性を基準として気候モデルを選別しており、全球モデルの膨大な実験結果のごく一部分のデータを用いているに過ぎないことに留意する必要がある。ただし、我が国の気候変動による影響評価を議論する際の基礎データとして最も必要とされるのは地上気象要素であり、解像度の異なる複数の気候モデルを簡易的に選別する手段としては有効である。

複数の GCM データを用いることにより、非常に狭い日本陸域においてもマルチモデルアンサンブルにより再現性を向上させることが可能なことが明らかとなった。これらの結果は、本章で行った解析手法が、国内の地域スケールにおいても適用できる可能性を示すものである。また、CMIP3 の GCM は全て格子間隔が 100km 以上であるが、実験結果と解像度に顕著な関連は認められない。この点について、より高解像度のモデルではどういった再現性および将来予測を示すのかについて調査し、比較をする必要がある。次章では、高解像度の GCM データを収集するとともに、本章で用いた解析手法をさらに発展させ、国内の地域スケールにおいて GCM データを利用する手法を検討する。

参考文献

- Gleckler, P. J., Taylor, K. E. and Doutriaux, C. (2008): Performance metrics for climate models, *J. Geophys. Res.*, Vol. 113, D06104.
- Ines, A.V.M. and Hansen, J.W. (2006): Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies, *Agricultural and Forest Meteorology*, Vol. 138, pp.44-53.
- IPCC. (2001): *Climate Change 2001: The Scientific Basis*, Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 881pp.
- IPCC. (2007): *Climate Change 2007: The Physical Science Basis*. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 996pp.
- IPCC. (2013): *Climate Change 2013: The Physical Science Basis*. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 1535pp.
- Kharin, V. V. and Zwiers, F. W. (2002): Climate Predictions with Multimodel Ensembles, *J. Climate*, Vol. 15, pp.793-799.
- Lopez, A., Fung, F., New, M., Watts, G., Weston, A. and Wilby, R.L. (2009): From climate model ensembles to climate change impacts and adaptation: A case study of water resource management in the southwest of England, *Water Resour. Res.*, 45, W08419.
- Kusunoki, S., Mizuta, R. and Matsueda, M. (2011): Future changes in the East Asian rain band projected by global atmospheric models with 20-km and 60-km grid size, *Climate Dynamics*, 37, pp.2481-2493.
- Mizuta, R., Yoshimura, H., Murakami, H., Matsueda, M., Endo, H., Ose, T., Kamiguchi, K., Hosaka, M., Sugi, M., Yukimoto, S., Kusunoki, S. and Kitoh, A. (2012): Climate simulations using MRI-AGCM3.2 with 20-km grid. *J. Meteor. Soc. Japan*, 90A, pp.233-258.
- Murphy, J.M., Sexton, D.M.H., Barnett, D.N., Jones, G.S., Webb, M.J., Collins, M. and Stainforth, D.A. (2004): Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations, *Nature*, Vol. 429, pp.768-772.
- Yokohata, T., Annan, J.D., Collins, M., Jackson, C.S., Tobis, M., Webb, M.J. and Hargreaves, J.C. (2011): Reliability of multi-model and structurally different singlemodel ensembles, *Climate Dynamics*, 39, pp.599-616.
- Wood, A.W., Leung, L.R., Sridhar, V. and Lettenmaier, D.P. (2004): Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs, *Climatic Change*, Vol. 62, pp.189-216.

- 洪尾欣弘・鼎信次郎（2010）：大雨に着目した気候モデル日降水量出力のバイアス補正手法比較. 水工学論文集, 54, pp.235-240.
- 環境省（2001）：4つの社会・経済シナリオについて－「温室効果ガス排出量削減シナリオ策定調査報告書」－.
- 経田正幸・林久美（2007）：アンサンブル予報とその利用. 天気, 54, pp.211-214.
- 新田勲・露木義（1991）：大気の長周期変動とその予測-2-長期予報, 天気, 38, pp.453-455.
- 松枝未遠（2011）：マルチモデルアンサンブル, 天気, 58, pp.47-48.
- 三好建正・本田有機（2007）：気象学におけるデータ同化. 天気, 34, pp.15-19.
- 吉森正和・横畠徳太・小倉知夫・大石龍太・河宮未知生・塩竈秀夫・對馬洋子・小玉知央・野田暁・千喜良稔・竹村俊彦・佐藤正樹・阿部彩子・渡部雅浩・木本昌秀（2012）：気候感度 Part 2: 不確実性の低減への努力. 天気, 59, pp.91-109.

第4章

日本国内における全球気候モデル実験結果の利用手法の確立

4.1 概説

気象庁（2013）によると世界の年平均気温は100年あたり 0.68°C （統計期間1891～2012年）、日本の平均気温は 1.15°C （同1898～2012年）の割合で上昇している。こうした地球温暖化は単に気温や海水温の上昇だけでなく、気象現象や生態系、さらには農業をはじめとした人間の社会活動など、様々な分野に影響を及ぼすことが懸念されている。国土交通省では、社会資本整備審議会からの答申「水災害分野における地球温暖化に伴う気候変化への適応策のあり方について」（平成20年6月）や交通政策審議会からの答申「地球温暖化に起因する気候変動に対する港湾政策のあり方」（平成21年3月）を受けて、水災害・沿岸分野における温暖化への適応策を検討している。

適応策を検討するにあたって基本となる入力情報は、将来の気温・降水量・風速・海面上昇・水温などの気候変動予測情報である。気候変動予測は全球気候モデル（GCM, Global Climate Model）の結果を解析したものであり、例えばIPCC（Intergovernmental Panel on Climate Change）の第4次評価報告書（IPCC, 2007）で引用されたCMIP3（Coupled Model Intercomparison Project phase 3）の複数のGCMによる実験結果（Meehl ら, 2007）はWebサイトで公開されている。GCMは全球を対象としたシミュレーションであるため、一般にデータサイズは膨大なものになる。例えばCMIP3の実験結果は、20世紀再現実験の2次元（地表面）データに限っても1TB以上のサイズがあり、データの入手だけでも大変な労力と時間を要する。さらに、実際の解析等に利用するためには専門的な知識を必要とするため、データを処理すること自体に困難が伴う。そもそもコンピュータモデルによる予測には不確実性が避けられない（木本, 2009）ことにも注意が必要である。現在気候再現実験については既知の観測データと一致することが期待されるが、どのようなGCMを用いたとしても観測値とのずれは避けられず、完全なモデルというものは現状では存在しない。特定のGCMの予測結果に依存した影響評価は信頼性に乏しいため、事前に複数のGCMの結果を比較・検証することが重要である。

こういったGCMの結果を幅広く利用するためには、実験結果の生データを加工し、必要な情報に予め変換しておくことが望ましい。特に実務者レベルで温暖化の適応策を検討する場合、GCMデータのハンドリングに要する労力を極力減らし、計画策定や施設管理など本業に専念できる環境であることが必要である。例えば、Murphy et al. (2009) はGCMのデータを解析してイギリス全土における気候変化情報をデータベース化している。このプロジェクトは将来気候シナリオUKCP09と呼ばれており、イギリス国内における気候リスク評価・適応策検討を支援することを目的にイギリス気

以上の背景から，本章では，GCM による実験結果および既存の観測値等を収集し，膨大なデータの中から必要な情報を抽出して整理・翻訳を行い，これらの情報を利用するまでの一貫した手法の確立を試みる．

4.2.1 一般的に温暖化の検討がなされる地域スケール

図 4.1 国の管理する一級河川（109 水系）

4.2.2 全球気候モデルのダウンスケーリング

国内の温暖化影響を論じるには、地域スケールに応じた精緻な情報が必要となる。特に我が国は四方を海で囲まれた島国であり、地形の起伏も大きいので、地域によって気候が大きく異なっている。気候モデルではこのような地形の表現が不十分であり、局地的な分布を持つ降水や降雪などについて国内の地域特性に応じた影響評価を行うことは困難である。この問題を補うためデータを時空間的に詳細化するダウンスケーリングという手法が一般的に用いられており、この手法は力学的なものと同統計的なものに二分できる。

(1) 力学的ダウンスケーリング

力学的ダウンスケーリングは全球気候モデルの結果を境界条件として対象領域周辺を別の地域気候モデルで再計算（ネスティング）するもので、物理的整合性を保って空間を細分化できるという利点がある。高藪（2005）によると、この手法により地形性降雨における再現性の改善が顕著である。しかしながら力学的ダウンスケーリングには膨大な計算資源が必要となるため実験できるケース数がある程度限られており、長期的な評価のためのデータが十分に得られない場合が多い。他にも、全球気候モデルには存在しない側面境界の取り扱いや、元データである低解像度モデルの出力要素や時間間隔が不十分である場合など、解決すべき多くの技術的な問題点が挙げられる（高藪・金光，2010）。

(2) 統計的ダウンスケーリング

統計的ダウンスケーリングは気候モデルの再現実験結果と過去の観測データとの間に統計的な関係性を見出した上で将来についてこの関係性を適用するものであり、力学的ダウンスケーリングに比べて計算資源はさほど必要ない。水文・水資源分野において必須要素である降水量については様々な統計的ダウンスケーリング手法が提案されており（Wilby et al., 1998, Anandhi et al., 2008 など）、1km メッシュ、1 時間間隔という非常に高密度なダウンスケールを試みた例もある（小林ら，2008）。

ダウンスケーリングを行うことには、いくつかの課題が存在する。まず、手法への依存性が大きく、予測の不確実性が増大することである。ダウンスケーリングは地域スケールの現象を議論するための前処理に位置付けられるが、通常、解析すべき明確な対象、例えば台風、大雨、高潮などに応じた手法が選択される。手法が異なると予測結果が変動するため、一つの気候モデルの実験結果から、複数のデータが生成されることになる。当然、親モデルとなる GCM が変われば、最初からダウンスケーリングをやり直す必要がある。

次に、気候モデルの実験結果を時空間的に細密化するというダウンスケーリングの性質上、データ量が膨大になることが避けられない。特に、力学的ダウンスケーリングにおいては、格子の解像度に応じて指数関数的にデータ量が増大する。加えて、力学的ダウンスケーリングには非常に多くの計算機資源を必要とするため、必然的にケース数（元データとなる GCM や排出シナリオに対応した計算

結果) が乏しい傾向にある。ダウンスケーリングデータの多くは、個別の研究のために利用されるだけで終わってしまうことが多く、GCM のようにデータセットが公開されることは少ない。

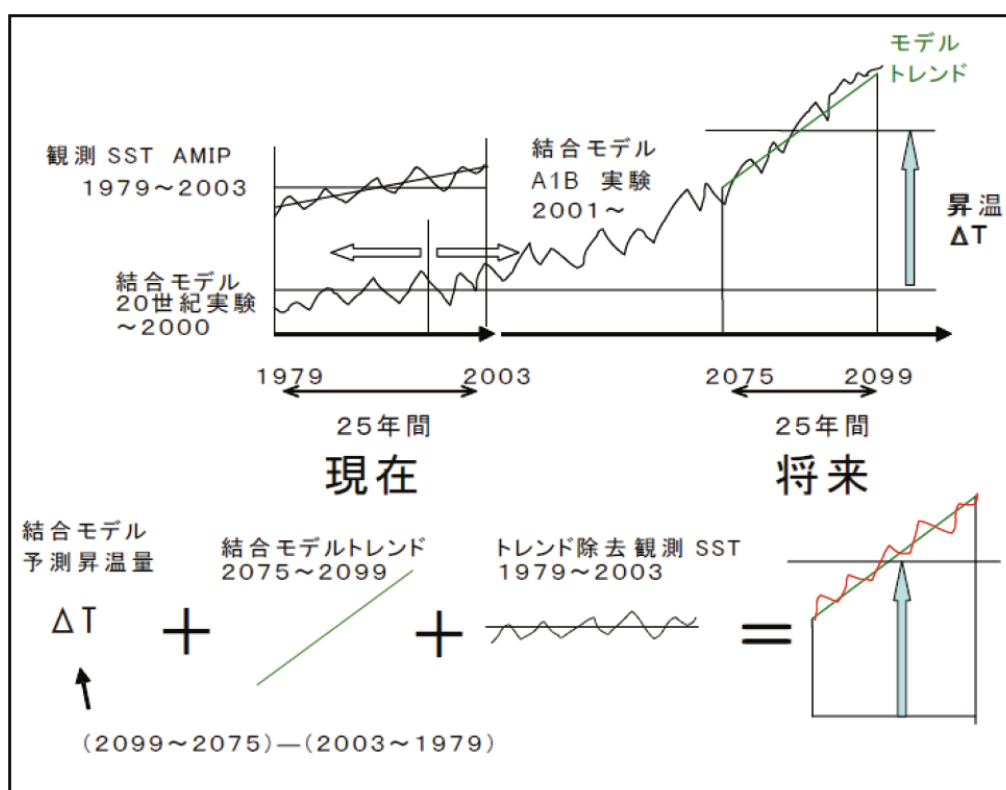
本論文では、特定の気候モデルをダウンスケーリングして国内の温暖化影響を検討するという方向性ではなく、なるべく多くの気候モデルの実験結果を取り入れた影響評価を行うための手法の開発を試みる。CMIP3 の GCM は、水平格子間隔が粗い反面、世界各国の複数機関が開発した GCM によるデータが利用できる状況にあり、複数の温室効果ガス排出シナリオに対する将来予測結果が存在するという利点がある。

ただし、第2章および第3章で述べたように、個々の GCM では日本陸域全体の平均値を議論する程度の解像度しか有していない。複数の GCM を用いるマルチモデルアンサンブルにより、国内の地域性を議論できるかどうかは未知数である。そこで、本章では、気象研究所が開発した超高解像度全球気候モデル (MRI-AGCM) の実験結果 (Kitoh et al., 2009; Mizuta et al., 2012) をあわせて収集し、CMIP3 の GCM の実験結果と比較検証を行うことで、手法の妥当性を確認する。

MRI-AGCM の特徴を表 4.1 に示す。MRI-AGCM は海洋モデルが組み込まれておらず、図 4.2 に示すように海面温度を境界条件として与えた大気モデルである。これは、見方によっては狭義のダウンスケーリングと捉えることができる。

表 4.1 MRI-AGCM の主要な特徴

モデル名	MRI-AGCM3.1S	MRI-AGCM3.2S
水平格子解像度	全球約 20km	
海洋の境界条件 (海面温度)	現在気候：観測値 将来気候：CMIP3 の A1B シナリオ予測結果平均値	
積雲対流スキーム	Prognostic Arakawa-Schubert (Randall and Pan, 1993)	Yoshimura スキーム (Yukimoto et al., 2012)
備考	MRI-AGCM3.2S は、北西太平洋の熱帯低気圧発生数、東アジアおよび日本域における降水量・海面気圧・ジェット気流の季節変化の改善を目標に、MRI-AGCM3.1S から改良された	



出典：21 世紀気候変動予測革新プログラム（2012）

図 4.2 MRI-AGCM の海面温度設定方法

4.2.3 スケーリングによる温暖化影響評価

温暖化影響評価においては、降水量は何 mm 増減し気温は何℃上昇するのか、といった具体的な数値が外力として必要である。日本は狭い国土の中に、地域ごとに多様な気候を持つため、GCM に求められる予測精度は必然的に高くなる。前述したダウンスケーリングは効果的であるが、扱う GCM の種類が増えるとデータ処理に要する作業量も膨大なものになる。そこで、現在気候と将来気候の予測値から変化分のみを抽出して観測値に上乗せする、スケーリングと称される手法がしばしば用いられている (Lehner et al., 2006)。特に農業気象の分野では積極的に活用されており (飯泉ら, 2008)、この手法に資するデータとして、Okada et al. (2009) は GCM の出力値を距離内挿することにより、日本国内の気候変化値を 10km メッシュで作成している。簡便な手法であるため複数の GCM 出力値を利用できるという長所はあるが、解像度の粗い GCM から得られる将来変化を流域スケールへ適用することの妥当性を、十分に検証する必要がある。

本論文では、なるべく数多くの GCM データを利用する観点から、スケーリング手法をベースとした温暖化影響評価を前提とした解析手法を検討する。

4.2.4 地域メッシュ統計

国内をメッシュ状に区分する際に、地域メッシュ統計という手法が様々な分野で用いられている。メッシュの区分方法は表 4.2 に示すとおりであり、緯度経度によって一意に定まっている。この分割手法は地図の描画範囲として用いられているのははじめ、行政の統計や防災計画の策定、地理情報システム（GIS）での活用など、様々な分野で活用されており、汎用的な手法として既に確立したものである。気象庁の数値データの基準としても用いられており、例えば全国合成レーダは 1km メッシュである第 3 次地域区画が利用されている。

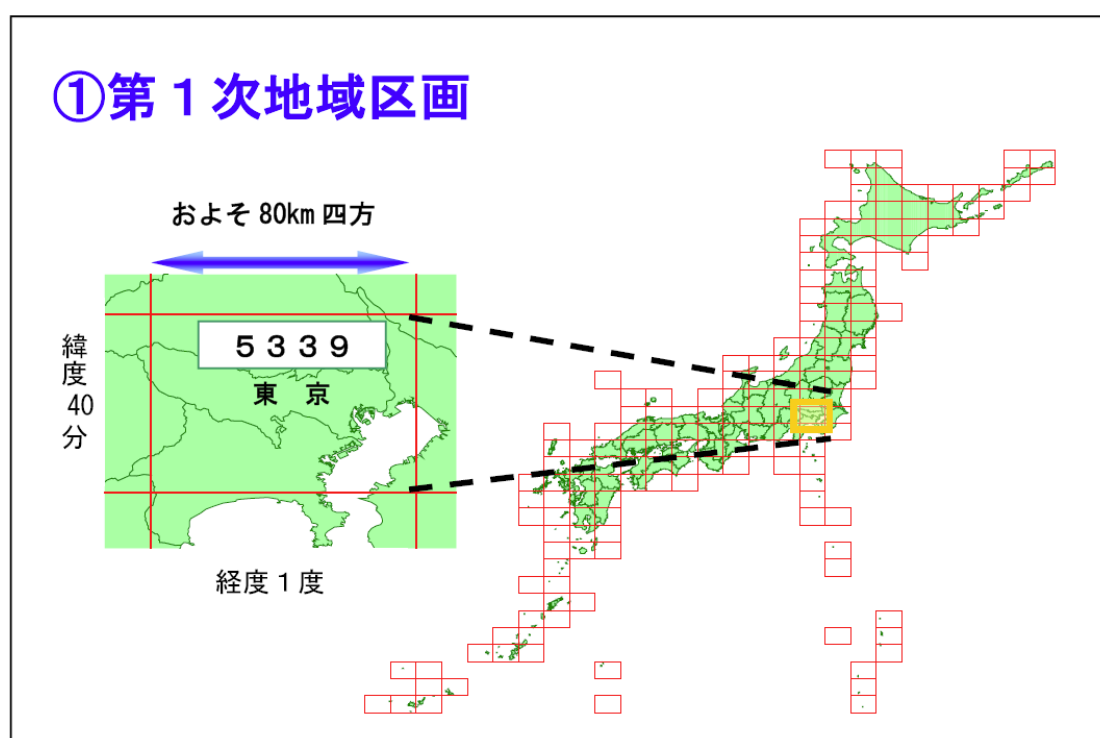
本論文では、ここまで格子間隔が 100km 以上の全球気候モデルの実験結果について解析を行ってきた。国内で利用する利便性を考慮し、一辺の長さが約 80km と比較的スケールに近い第 1 次地域区画（以下、一次メッシュと呼ぶ）を基準として全球気候モデルの実験結果を整理する方法を検討する。

一次メッシュによる区分は、図 4.3 に示すとおりである。地域メッシュは緯度経度により一意に決まるコードで定義されており、一次メッシュは表 4.3 に示す方法でコードが付けられている。

表 4.2 基準地域メッシュの区分方法

区画の種類	区 分 方 法	緯度の 間 隔	経度の 間 隔	一辺の 長 さ	地図との関係
第 1 次地域区画	全国の地域を偶数緯度及びその間隔(120分)を3等分した緯度における緯線並びに1度ごとの経線とによって分割してできる区域	40分	1度	約80km	20万分の1地勢図(国土地理院発行)の1図葉の区画
第 2 次地域区画	第 1 次地域区画を緯線方向及び経線方向に8等分してできる区域	5分	7分 30秒	約10km	2万5千分の1地形図(国土地理院発行)の1図葉の区画
基準地域メッシュ (第 3 次地域区画)	第 2 次地域区画を緯線方向及び経線方向に10等分してできる区域	30秒	45秒	約 1 km	

出典：総務省統計局「地域メッシュ統計の概要」



出典：総務省統計局「地域メッシュ統計の概要」

図 4.3 第一次地域区画のメッシュ区分

表 4.3 一次メッシュにおける地域メッシュコードのつけ方

区画の種類	桁数	地域メッシュ・コードの例	地域メッシュ・コードの付け方	該当地域（斜線部分）
第1次地域区画	4	<div> <div>南端緯度×1.5（注） [36×1.5=54]</div> <div>西端経度の下2けた [138→38]</div> <div>↓ 5438</div> </div>	<div> <div>北緯 36度 40分</div> <div>北緯 36度</div> <div>東経138度 139度</div> </div>	

出典：総務省統計局「地域メッシュ統計の概要」

4.3 一次メッシュに基づいたデータ整理

4.3.1 データ解像度の規格化

異なる解像度のデータは統一的に扱うことが難しいため、利便性を考慮して我が国の地図情報として標準的に用いられている一次メッシュ（約 80 km 四方）単位でデータの整理を行う。GCM は水平解像度が粗いものでは数百 km であり、一次メッシュの解像度よりも粗いため、図 4.4 に示すように一次メッシュの中心点を基準に各 GCM の直近 4 格子のデータについて単純平均を行う。単純平均する理由は GCM による日本列島の表現が粗い場合は水平方向の位置関係が現実と一致せず、距離や陸面格子による重みづけは必ずしも有効とは限らないことと、モデル出力値になるべく手を加えないようにするためである。また、GCM の格子点 4 つを単純平均することにより、一つの格子点データに過度に依存しない手法となっている。MRI-AGCM およびアメダス観測値については、データの解像度が一次メッシュよりも細かいため、一次メッシュ内に含まれる格子点（観測点）のデータを単純平均することとした。アメダスについては一次メッシュにより含まれる観測点数が異なることになるが、ここではその影響は考慮していない。この手法は、最も簡潔な統計的ダウンスケーリングに位置付けることができる。

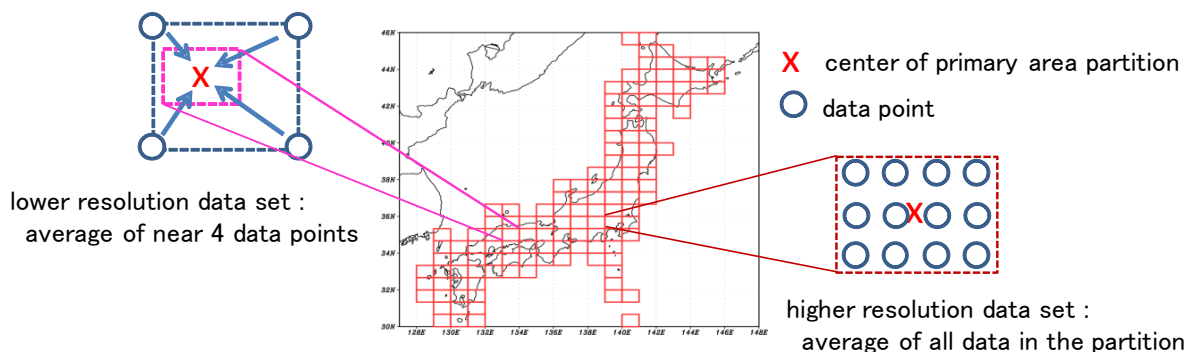


図 4.4 一次メッシュ単位でのデータ整理方法

4.3.2 収集データ

収集したデータは表 4.4 に示すとおりであり、CMIP3 による 25 の GCM、気象庁気象研究所の超高解像度全球大気モデル MRI-AGCM (3.1S/3.2S の 2 モデル)、再解析値 (数値予報モデルにより観測値を再現したデータ) である JRA-25 (Onogi ら, 2007) および気象庁のアメダス観測値である。MRI-AGCM の将来予測は、A1B シナリオ (大気中の温室効果ガス濃度が 21 世紀末頃に 20 世紀末の約 2 倍) による実験結果である。CMIP3 については A1B, A2 および B1 における実験結果を収集した。CMIP のいくつかの GCM については複数の実験結果 (初期値アンサンブル) を公開しているが、第 2 章で述べたように同一モデルによるアンサンブルランの差異は小さいため、1 モデル 1 ランで代表させている。

対象期間は、現在 (1980~1999 年)、近未来 (2046~2065 年) および将来 (2080~2099 年) の各 20 年間とし、各期間内の年変動は考慮せず、期間平均値について解析を行った。対象とする気象要素は、降水量、降雪水量、気温、地表面温度、東西方向風速、南北方向風速、風速、比湿、潜熱フラックス、顕熱フラックス、下向長波放射量、上向長波放射量、下向短波放射量、上向短波放射量および海面気圧の 16 要素とし、それぞれの月別値を用いて解析を行う。気温については気温減率 ($0.0065\text{ }^{\circ}\text{C/m}$) による標高補正を行う。全ての期間および気象要素についてデータが揃っているわけではないため、利用可能な GCM や気象要素の数は異なっている。

4.3.3 事前に準備する統計値

一次メッシュ単位で、各種データを期間ごとに平均した月別期間平均値を算出しておく。現在気候再現実験の GCM 出力値については、再解析値や観測値を基準データとして再現性を定量的に評価することが可能である。第 2 章と同様に、相関係数および RMSE (平均二乗誤差) を評価指標として用いることとし、1980~1999 年の 20 年間の月別平均値 12 個を対象に算出する。各気象要素を同列に扱うことが可能なように、RMSE は式 (4-1) により規格化する。再現性の評価指標は、一次メッシュ単位で予め計算しておく。GCM のデータについては、現在気候と将来気候を比較した気候変化値 (比もしくは差) についても求めておく。

以上により、全国任意の一次メッシュそれぞれにおいて表 4.5 に示す統計値が利用可能となり、複数の GCM 出力値や観測値について相互に比較することが可能となる。

$$RMSE(i, m) \equiv \frac{\sqrt{\frac{1}{12} \sum_{n=1}^{12} (V(i, m, n) - V_0(i, n))^2}}{\sigma_0(i)} \quad (4-1)$$

ここで、 $RMSE(i, m)$: 要素 i , 気候モデル m の 平均二乗誤差
 $V(i, m, n)$: 要素 i における気候モデル m の n 月平均値
 $V_0(i, n)$: 要素 i における基準データの n 月平均値
 $\sigma_0(i)$: 要素 i において基準データ (月平均値) から求めた標準偏差

表 4.4 収集したデータの一覧

データ種別	格子間隔	現在	近未来	将来
CMIP3 24 モデル	125～444 km	1980～1999 年	2046～2065 年	2080～2099 年
MRI-AGCM3.1S,3.2S (降水量, 気温)	20 km		—	
JRA-25 再解析値	125 km		—	—
アメダス観測値 (降水量, 気温, 風速)	20 km 前後 (観測密度)		—	—

※ 気象要素が限定される場合は () 内に記載

表 4.5 一次メッシュごとに算出する統計値

Item	Value	Number
present climate	monthly mean value	12
future climate	monthly mean value	12
reproducibility	coefficient of correlation	1
	RMSE	1
climate change value	ratio of change	12
	amount of change	12

4.4 温暖化影響評価への活用

4.4.1 温暖化外力の設定

GCM は全球を対象としたシミュレーションであるため、その出力データは膨大なものになる。CMIP3 の実験結果は WEB サイトで公開されているため、誰でも入手可能であるが、20 世紀再現実験の 2 次元（地表面）データに限っても 1TB 程度のサイズがあり、データの入手だけでも大変な労力と時間を要する。GCM の結果を幅広く利用するためには、生データを加工し、必要に応じて情報を予め整理しておくことが望ましい。

前述した手法を用いて一次メッシュ単位で GCM データ等を整理したことにより、日本国内の任意の地域について気候モデルの再現性を検証し、将来の気候変化を確認することが可能となった。一次メッシュごとに複数の GCM による情報が得られるためアンサンブル平均を行うことや、GCM ごとの結果のばらつき、すなわち予測の不確実性を検証することに利用できる。

GCM を用いたこれまでの研究では、現在気候が観測値と一致するようにバイアス補正手法を検討したり（猪俣ら，2008）、局地的な影響評価に用いることを目的に時空間的に詳細化するダウンスケーリングの手法を開発したり（小林ら，2008）といったアプローチが取られてきた。これらの手法は研究者ごとに異なるため、ある意味、予測の不確実性を増大することにつながる。GCM の出力値に改変を加えない本手法は、複数の GCM について本来の特性を損なわず比較することが可能になっている。

4.4.2 観測値をベースとした温暖化影響評価

(1) 将来気候の推定（気候変化上乗せ法）

将来気候に対する予測の不確実性が大きいことは、特定の GCM（ダウンスケーリングやバイアス補正を実施するための親モデルとしての利用も含む）に依存することへの危険性を示しているに他ならない。第3章で示したマルチモデルアンサンブルの有効性を勘案すると、温暖化影響評価を行う際には、可能な限り多くの GCM を参考とすべきであろう。加えて、個々の GCM について現在気候および将来気候の予測値から算出される変化成分は、モデル解像度や再現性との関連が薄いことから、将来変化率あるいは変化量という情報を活用することが有効と考えられる。ここでは、これらの条件を満たす温暖化影響評価手法を検討する。

4.3 で示した一次メッシュ単位の情報を用いることで、全国の任意の地域で複数の GCM による気候変化を見積もることができる。加えて、日本では気象庁のアメダス観測点をはじめとした世界でも有数な観測網が存在しており、1 時間間隔の時系列データが容易に入手できる (Yatagai et al., 2009)。式 (4-2) および (4-3) により、GCM から推定した将来変化率もしくは変化量（気候変化値）を観測データに上乗せすることで、将来の推定値を時系列データとして得ることが可能となる。以下、この手法を便宜的に「気候変化上乗せ法」と呼ぶ。

$$P_f(t_x) = \alpha_n \cdot P_{obs}(t) \quad (4-2)$$

$$T_f(t_x) = T_{obs}(t) + \beta_n \quad (4-3)$$

ここで, $P_{obs}(t), T_{obs}(t)$: 観測で得られた降水量もしくは気温の時系列データ

$P_f(t), T_f(t)$: 将来の降水量もしくは気温の時系列データ推定値

α_n : n 月の平均降水量変化率

β_n : n 月の平均気温変化 (°C)

※ α_n および β_n は各 GCM によりそれぞれ異なる

図 4.5 に示すこの手法は簡易的な手法として従来から用いられているものであり (Lehber et al., 2006), 決して目新しいものではない. 従来は第一次近似的な手法として用いられてきた側面もあるが, 複数の GCM データの利用を前提とすることで, より実用的な手法となり得る. 膨大な GCM の出力値を気候変化値に集約するため, それらのアンサンブル平均やデータ間のばらつきの把握が容易であり, 温暖化影響評価に際し, 例えば平均値±標準偏差など幅をもった外力を設定することができる.

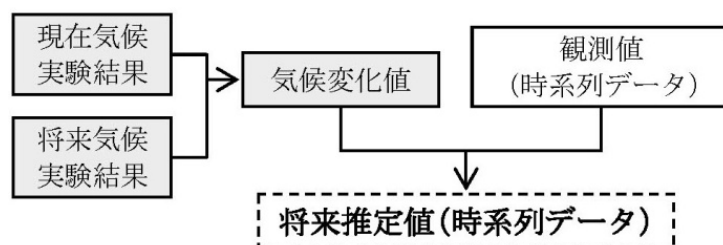


図 4.5 気候変化上乗せ法の流れ

(2) 気候変化上乘せ法の特徴

GCM が一般的に持つ課題として、時空間スケールの小さい現象を表現することが困難であることが挙げられる。例えば、降水量など、地形の影響を受けやすい要素は、GCM の地形表現の粗さが誤差につながってくる。こういった予測結果と観測値のずれを補正する手法がバイアス補正であるが、年降水量や月平均降水量、時間最大降水量、降水量の頻度分布など、それらを空間分布も併せて実況値と一致させることは不可能であり、厳密に補正するほど物理的な不整合が問題となってくる。気候変化上乘せ法では、観測値を直接利用するためバイアス補正を必要とせず、予測結果から現在と将来の気候変化値のみを抽出して利用する。逆にいうと、気候値のみを対象として扱う場合、バイアス補正をして将来予測値を推定することと、観測値に気候変化値を加味して将来予測値を推定することに、本質的な違いはない。本手法は一次メッシュ単位でデータを整理していることから、気候変化値の解像度もそれに準ずるが、既存の観測点の密度および時間間隔に応じた水平分布を持つ観測データを利用することで、地域特性を反映した将来推定値が得られる。

反面、気候変化上乘せ法は、気候変化値以外の情報を考慮していないため、GCM の本来持つ時系列情報は全く反映されない。本手法は気候変化値を月ごとに一律の値として使うことを想定しているため、短時間強雨の変化や、経年変動などを議論することは不可能である。さらに、観測値をベースとするため、時系列変化や地域分布は必然的に現在と全く同じ傾向になってしまう。したがって、この手法は河川の平均的な流況の変化やダムの日常的な運用規則の見直し、用水の需給バランスなど、気候の変化による時空間的スケールの大きな影響を検討することに限定される。短時間雨量の強度や連続無降雨日数の変化など、極端現象の変化については、力学的ダウンスケーリングなどのアプローチが別途必要であり、解像度の粗い GCM の出力値だけでは限界があることに注意が必要である。

4.5 適用と考察

80km 区画の一次メッシュ単位で GCM データを整理し、観測値をベースとした温暖化影響評価手法について検討を行ってきた。ここでは解析例を提示し、本手法の妥当性について検証する。

(1) 任意の一次メッシュにおける気候変化

国内の主要都市について、それぞれ該当する一次メッシュにおけるデータを用いて、将来の気候変化の推定を行う。対象とした都市は、札幌、釧路、仙台、新潟、金沢、東京、名古屋、大阪、広島、福岡、高知および鹿児島 の 12 都市であり、それぞれ該当する一次メッシュにおける降水量および気温の現在（1980-1999 年）を基準とした将来（2080-2099 年）における月別の気候変化情報を利用する。

まず、現在気候の再現性に着目すると、GCM によって現在気候の再現性は大きく異なっている。現在気候の再現性が将来気候の予測精度に直結する保証はないが、あまりにも再現性が低い GCM を除外することは必要であると考える。そこで、第3章で日本陸域の平均値を解析する際に行ったように、アメダス観測値を基準とした再現性の指標を用いて GCM の選別を行った。すなわち表 4.6 に示すように、降水量は「相関係数 >0.6 」、気温は「RMSE <0.3 」の条件に当てはまる GCM のみを対象とした。

表 4.7 および図 4.6 は、各都市に該当する一次メッシュごとに選別された GCM のデータから求めた年降水量および年平均気温のアメダスデータに対するバイアスである。降水量の場合は新潟以北、気温の場合は新潟以北および広島以西において再現性が悪く、選別される GCM が相対的に少ない傾向にあった。個々の GCM だけでみるとバイアスにばらつきが大きいですが、アンサンブル平均することで再現性は向上する傾向にある。CMIP3 のデータを解像度の高い MRI-AGCM3.1S/3.2S の 2 モデルと比較してみると、選別した GCM の平均値は MRI-AGCM の平均値に近付いており、国内の地域スケールにおいてもマルチモデルアンサンブルは有効であることが明らかとなった。

表 4.6 再現性を指標とした GCM の選定方法

Element	Screening method	Note
precipitation	correlation coefficient > 0.6	correlation coefficient is 0.58 at 0.05 significance level for t-test with 12 samples
temperature	RMSE < 0.3	standard error of 12 samples = 0.29σ

表 4.7 アメダス観測値を基準とした GCM の年降水量および年平均気温のバイアス

City	Precipitation bias [ratio]					Air temperature bias [°C]				
	MRI-AGCM		CMIP3			MRI-AGCM		CMIP3		
	ave	max	min	ave	# of GCM	ave	max	min	ave	# of GCM
Sapporo	0.98	1.32	0.65	1.01	5	0.0	2.2	-0.6	0.5	8
Kushiro	1.06	1.45	0.76	1.05	7	1.2	1.3	-1.1	0.1	2
Sendai	1.18	1.16	0.69	0.96	7	-0.3	2.3	-1.9	0.5	10
Niigata	1.02	0.96	0.63	0.83	6	-0.2	1.9	-0.2	1.0	8
Kanazawa	0.95	0.85	0.75	0.81	3	0.2	1.3	-2.3	-0.5	12
Tokyo	1.21	1.33	0.81	1.16	13	-1.1	1.3	-1.5	-0.2	12
Nagoya	1.19	1.28	0.79	1.09	14	-0.5	1.2	-2.0	0.0	14
Osaka	1.20	1.41	0.86	1.17	14	-0.7	1.2	-1.5	0.1	12
Hiroshima	1.10	1.17	0.71	0.95	18	0.2	1.4	-1.6	0.2	10
Fukuoka	0.98	1.07	0.66	0.82	15	-0.1	1.1	-1.5	0.3	8
Kochi	1.03	0.93	0.58	0.72	16	0.0	0.9	-1.2	-0.1	10
Kagoshima	0.88	0.91	0.52	0.68	13	0.0	1.5	-1.9	0.2	8

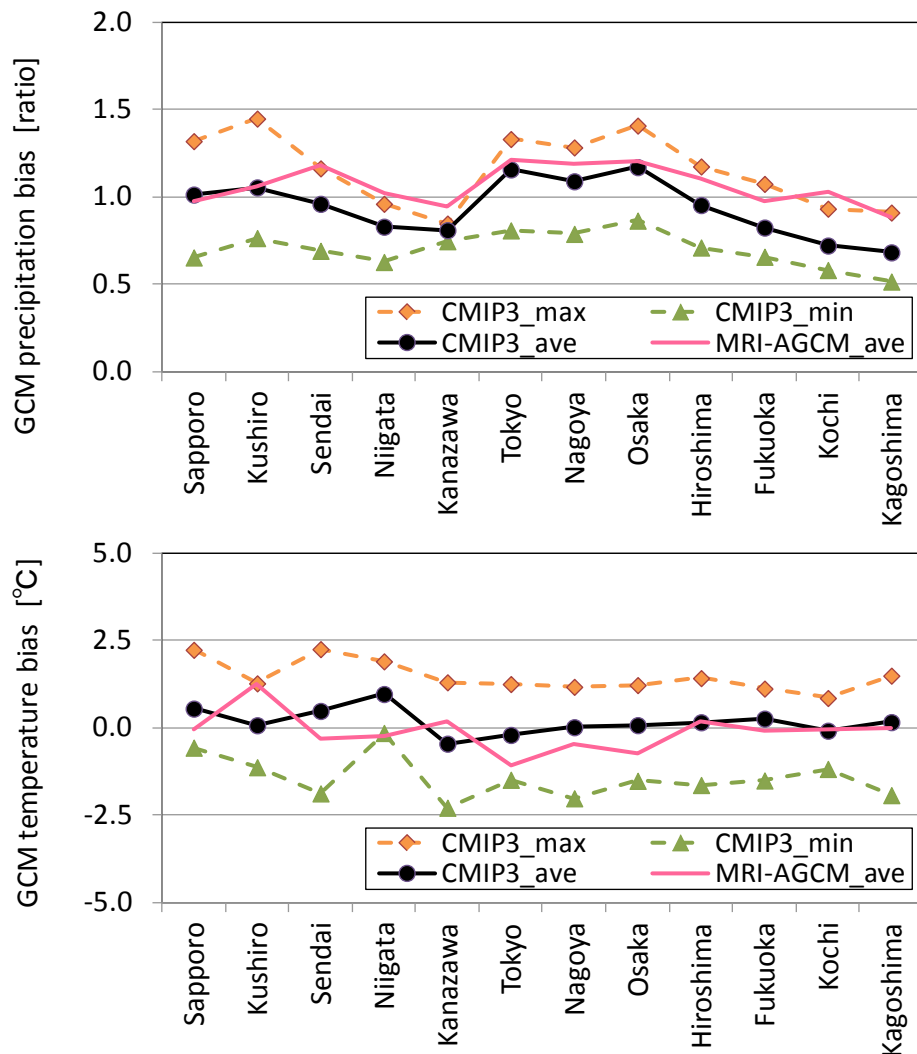


図 4.6 アメダス観測値を基準とした GCM の年降水量および年平均気温のバイアス

次に、全国の12都市における降水量および気温の将来変化を表4.8および図4.7に示す。ここではMRI-AGCMのデータが存在するシナリオA1Bの実験結果を用いている。CMIP3については、表4.6により選別したGCMのアンサンブル平均と、個々のGCMのうち最大および最小の将来変化を、MRI-AGCMについては3.1S/3.2Sの2つのGCMを平均した将来変化を示している。GCMによる結果の違いは、モデルによる予測の不確実性と捉えることができる。図4.7によると、CMIP3とMRI-AGCMが示す将来変化のアンサンブル平均は同程度であり、12の都市が該当する一次メッシュにおいて概ね一致している。GCMにより予測にばらつきがあるものの、全国的に平均して年降水量は5%程度増加、年平均気温は3°C程度上昇すると予測されている。また、気温の上昇は北に行くほど大きい傾向にある。

興味深い結果として、現在気候と将来気候のどちらにおいても、CMIP3の解像度の粗いGCMをアンサンブル平均することで、解像度の非常に高いMRI-AGCMに似通った結果となることである。これは、ダウンスケーリングによる高解像度化(MRI-AGCM)と粗いGCMのマルチモデルアンサンブル(CMIP3)は、手法は全く異なるものの、より細かいスケールの議論を可能にするという意味では同じ効果を持つことを示唆していることに他ならない。換言すれば、本章で示した解析手法が一定の妥当性を有することを示していると言える。

表 4.8 主要都市における年降水量および年平均気温の将来変化（シナリオ A1B）

City	Precipitation change [ratio]					Air temperature change [°C]				
	MRI-AGCM	CMIP3				MRI-AGCM	CMIP3			
	ave	max	min	ave	# of GCM	ave	max	min	ave	# of GCM
Sapporo	1.12	1.17	0.94	1.03	5	3.2	4.7	2.0	3.3	8
Kushiro	1.04	1.24	0.98	1.09	7	3.4	3.7	3.6	3.6	2
Sendai	1.04	1.08	0.89	1.02	7	3.1	4.5	2.0	3.0	10
Niigata	1.01	1.16	0.98	1.06	6	3.1	4.4	1.9	2.8	8
Kanazawa	1.02	1.09	0.97	1.03	3	3.0	4.5	2.0	2.8	12
Tokyo	1.08	1.22	0.94	1.05	13	3.0	4.6	1.8	2.7	12
Nagoya	1.05	1.18	0.93	1.05	14	2.9	4.4	2.0	3.0	14
Osaka	1.02	1.18	0.93	1.06	14	3.0	4.4	2.0	3.1	12
Hiroshima	1.08	1.19	0.94	1.06	18	2.9	4.3	1.9	3.0	10
Fukuoka	1.08	1.19	0.94	1.05	15	2.9	4.1	2.0	2.9	8
Kochi	1.05	1.19	0.93	1.04	16	2.9	4.4	1.8	2.8	10
Kagoshima	1.10	1.16	0.92	1.04	13	2.8	4.0	1.8	2.8	8

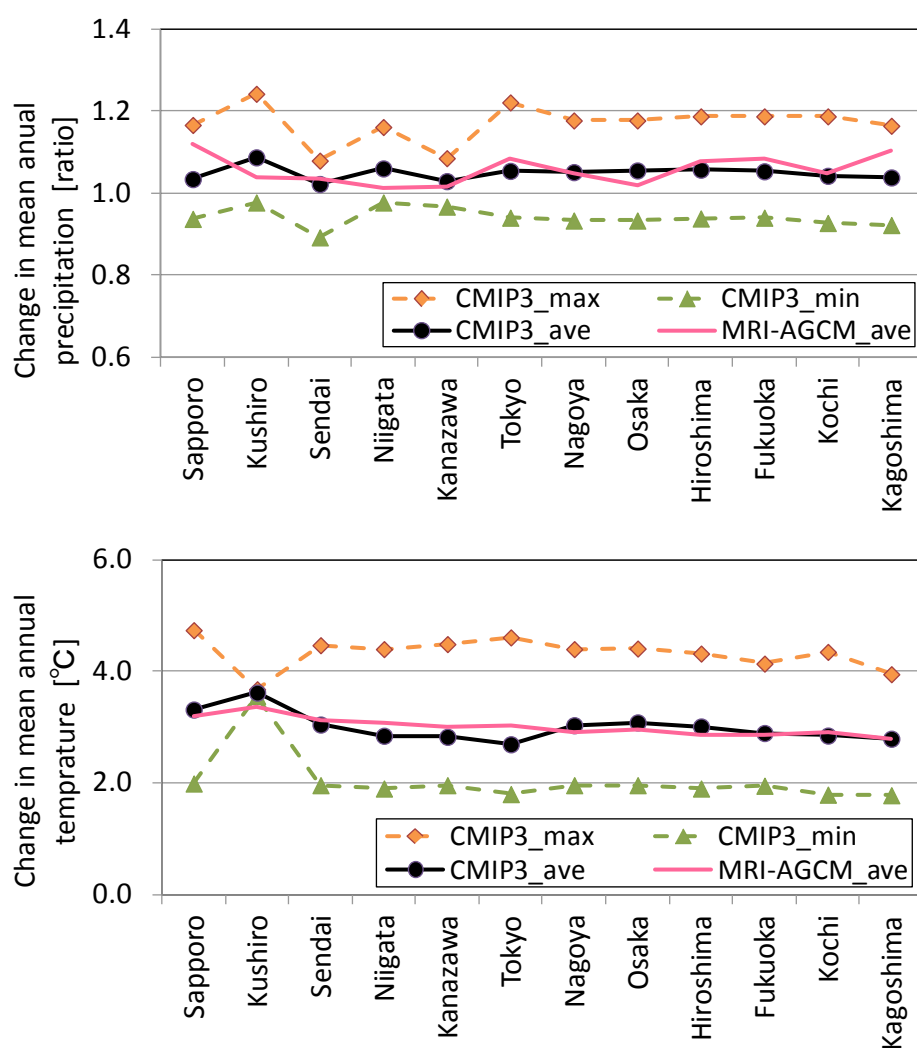


図 4.7 主要都市における年降水量および年平均気温の将来変化（シナリオ A1B）

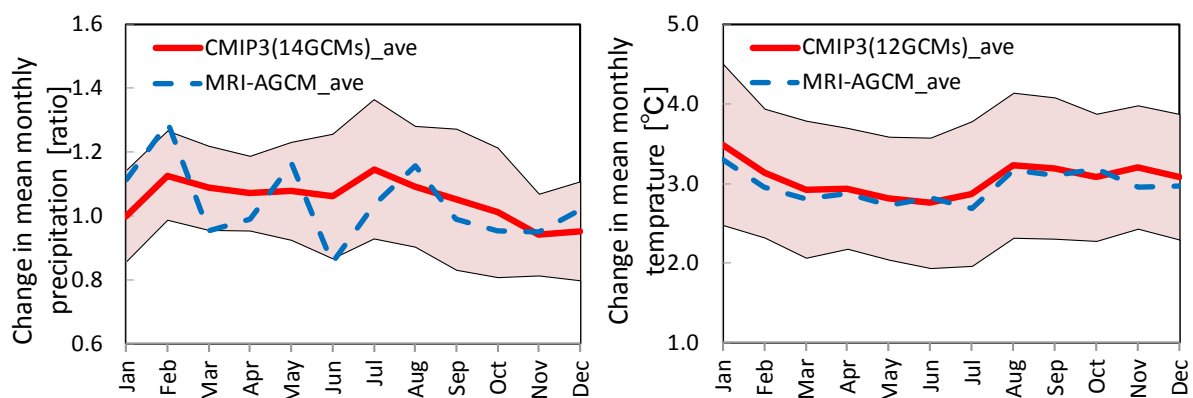
(2) 不確実性を考慮した解析

温暖化の影響を議論する際、季節による違いは重要なテーマである。特に日本は季節変化が大きい
ため、年平均値だけで評価するのでは不十分である。例として大阪に該当する一次メッシュ（コード
5235）における月別平均値で考えてみる。

図 4.8 は、大阪に該当する一次メッシュにおいて、月別の将来変化を示したものである。CMIP3
の GCM については、表 4.6 の条件により再現性の良好なデータのみ利用しており、降水量と気温で
使っている GCM が異なることに注意が必要である。色つきの範囲は、CMIP3 の中で対象とした個々
の GCM による将来変化の標準偏差の大きさを平均値からのずれとして表している。MRI-AGCM の
予測結果は、細かい変動を平滑化すると降水量、気温ともに CMIP3 のアンサンブル平均と概ね一致
している。MRI-AGCM による将来予測は可能性の一つに過ぎないため、両者の一致に必然性はない
ものの、月別にみてもマルチモデルアンサンブルが予測精度向上に貢献することは明らかである。

複数の GCM を用いることの利点は、予測の不確実性を定量化できることである。図 4.8 で示した
モデル間の標準偏差の大きさは、予測の不確実性と捉える事が可能である。温暖化の影響を外力とし
て設定する際、平均値を利用するのではなく、平均値 $\pm\sigma$ の形により幅を持った値として設定するこ
とが可能となる。

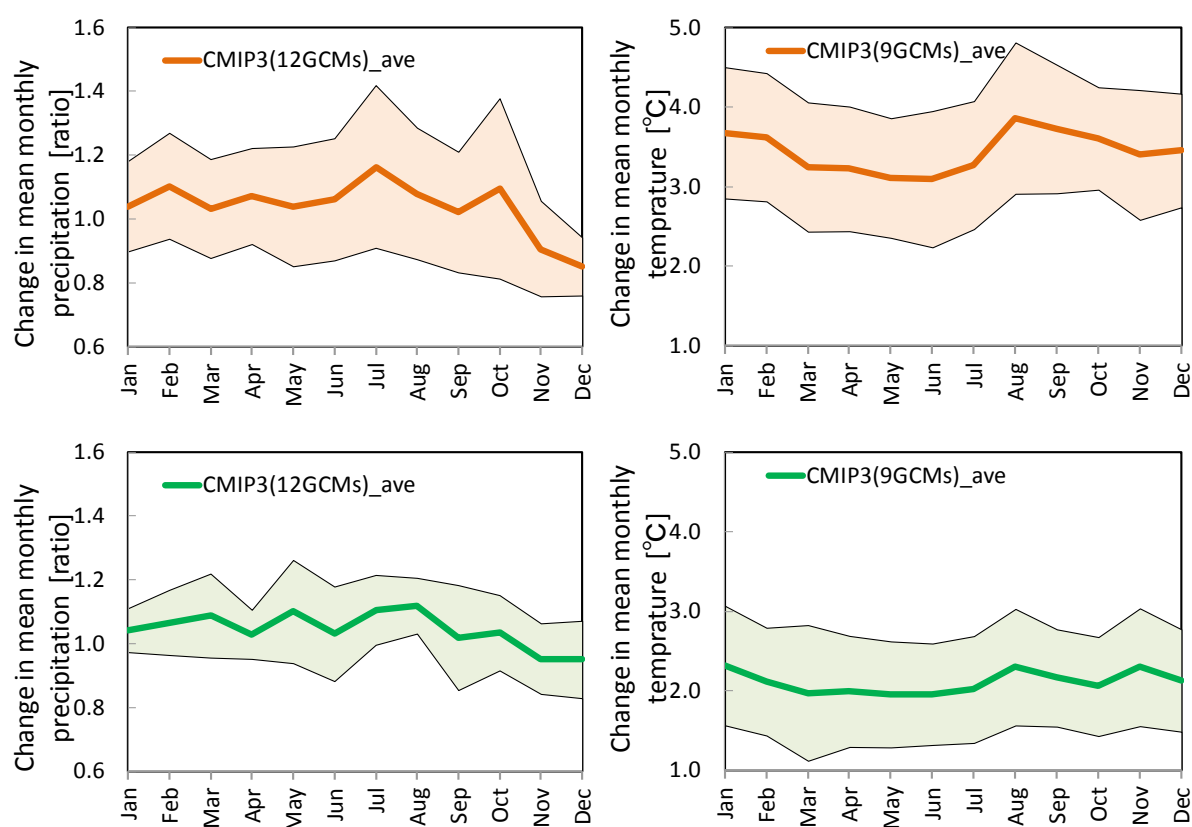
さらに複数の GCM を比較することで、GCM の予測結果を相対化することが可能となる。図 4.8
によると、MRI-AGCM では 1 月および 2 月の降水量増加が大きく、3 月、4 月および 6 月は降水量
が減少していることが CMIP3 と顕著に異なる部分である。これがシミュレーション内の変動の中で
偶然でた結果なのか、それとも高解像度のモデル故に表現されている何か重要な変化を意味している
のかなど、考察の契機としても重要な情報である。気温については、CMIP3 と MRI-AGCM がほぼ
一致しており、予測結果の信頼性が高いことを示唆しているといえる。



※ 色つきの範囲は CMIP3 のモデル間における月別の標準偏差を示している

図 4.8 シナリオ A1B における降水量および気温の将来変化（大阪、一次メッシュ 5235）

水文分野で行われる河川流出解析においては、降水量や気温の時系列データを入力条件として与えることが多い（Sato et al., 2011 など）が、将来予測において特定の GCM やダウンスケーリング手法のみを利用することは、その不確実性故に信頼性は低い。さらに、GCM のダウンスケーリングは、計算負荷の増大など様々な制約から、モデルやシナリオに対して網羅的に行うことは難しいという問題点もある。図 4.9 は、排出シナリオに A2 および B1 を用いた結果であるが、当然ながら A1B（図 4.8）とは異なっている。排出シナリオは図 3.2 に示したように、 $B1 < A1B < A2$ の順に排出量が大きくなっていく。MRI-AGCM は A1B シナリオでの実験結果しかないため議論することが不可能であるが、CMIP3 の GCM を用いることにより、異なるシナリオの実験結果を相互に比較しながら検討することが可能になる。例えば、図 4.8 および図 4.9 からは、気温の将来変化は排出シナリオにより顕著に異なるが、降水量の変化はそれほど大きく変わらないことが見て取れる。



※ 上段：シナリオ A2，下段：シナリオ B1

色つきの範囲は CMIP3 のモデル間における月別の標準偏差を示している

図 4.9 異なる排出シナリオ下の降水量および気温の将来変化（大阪，一次メッシュ 5235）

4.6 結語

気候モデルの計算結果を利用するためには、気候モデルを理解し、膨大なデータをダウンロードし、独自のデータフォーマットを理解した上でデータを解析する必要がある、気象の専門家以外にとって敷居が高い。本章では、これらの情報を国内で広く活用することを目的に、膨大な GCM 出力値を必要最小限の情報に変換し、任意の地域において観測値をベースとした温暖化影響評価を行う手法を検討した。一般的な研究手法であるバイアス補正やダウンスケーリングを用いず、複数の GCM 出力値を直接比較検証するという方法論である。本章で確率した手法を以下にまとめる。

1. 国内で求められる気候変動情報は地域スケールであり、一般的には GCM 出力値をダウンスケーリングすることが多い。ただし、地域スケールにおいてもマルチアンサンブルの有効性が期待でき、排出シナリオの違いも含めなるべく多くの GCM の予測結果を利用する目的というから、一次メッシュ単位にデータ解像度を揃える最も簡潔なダウンスケーリング手法を採用した。
2. 対象とするスケールが小さければ要求される予測精度は必然的に高くなるが、気候モデルの再現性には限界がある。現在気候と将来気候の予測値から変化分のみを抽出して観測値に上乗せするスケーリング手法であれば、バイアス補正も不要であり、GCM の予測結果を直接利用することが可能である。一次メッシュでデータ整理することも含め、「気候変化上乗せ法」と呼ぶことにする。
3. 気候変化上乗せ法では、気候変化値を観測値に加味して将来の時系列データを作成することにより、水文解析など様々な分野において、平均的な気候値の変化を対象とした温暖化影響評価を実施することが可能である。ただし、平均的な気候値の変化に対する影響を検討するには適しているが、台風や集中豪雨など、個々の現象に対する評価は手法上不可能であることに注意が必要である。
4. 一次メッシュ単位に整理した降水量および気温の GCM 出力値を用いて国内 12 の主要都市に該当する一次メッシュで検証を行ったところ、国内の地域スケールにおいてもアンサンブル平均が有効であることが現在気候の再現性から示された。ただし、解像度の高い MRI-AGCMの方が再現性は高いことも同時に明らかとなった。将来変化を気候変化値として比較したところ、CMIP3 のアンサンブル平均値は MRI-AGCM で同程度であったことから、粗い解像度である CMIP3 の GCM 出力も国内の温暖化影響評価のために十分に活用できる可能性があることが示唆された。

今後の課題として、国内の様々な地域において解析を行い、この手法の妥当性を検証する必要がある。また、低解像度の GCM として CMIP3 を、高解像度の GCM（もしくはダウンスケーリング

したデータとしての位置づけ) として MRI-AGCM3.1S/3.2S を対象としたが, 他のデータセットについても収集して解析を行うことが, 本手法の意義を高めることにつながると考えられる。

参考文献

- Anandhi, A., Srinivas, V.V., Nanjundiah, R.S. and Kumar, D.N. (2008): Downscaling precipitation to river basin in India for IPCC SRES scenarios using support vector machine, *International Journal of Climatology*, 28, pp.401-420.
- International Energy Agency (2010): CO2 Emissions from Fuel Combustion 2010 Edition, Paris.
- IPCC. (2007): Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 996pp.
- Kitoh, A., Ose, T., Kurihara, K., Kusunoki, S., Sugi, M. and KAKUSHIN Team-3 Modeling Group (2009): Projection of changes in future weather extremes using super-high-resolution global and regional atmospheric models in the KAKUSHIN Program: Results of preliminary experiments. *Hydrological Research Letters*, 3, pp.49-53.
- Lehner, B., Doll, P., Alcamo, J., Henrichs, T., Kaspar, F. (2006): Estimating the impact of global change on flood and drought risks in Europe: A continental, integrated analysis, *Climatic Change*, Vol. 75, pp.273-299.
- Meehl, G.A., Covey, C., Delworth, T., Latif, M., McAveney, B., Mitchell, J.F.B., Stouffer, R. and Taylor, K.E. (2007): The WCRP CMIP3 multimodel dataset, *Bulletin of American Meteorological Society*, 88, pp1383-1394.
- Mizuta, R., Yoshimura, H., Murakami, H., Matsueda, M., Endo, H., Ose, T., Kamiguchi, K., Hosaka, M., Sugi, M., Yukimoto, S., Kusunoki, S. and Kitoh, A. (2012): Climate simulations using MRI-AGCM3.2 with 20-km grid. *J. Meteor. Soc. Japan*, 90A, pp.233-258.
- Murphy, J.M., Sexton, D.M.H., Jenkins, G.J., Booth, B.B.B., Brown, C.C., Clark, R.T., Collins, M., Harris, G.R., Kendon, E.J., Betts, R.A., Brown, S.J., Humphrey, K.A., McCarthy, M.P., McDonald, R.E., Stephens, A., Wallace, C., Warren, R., Wilby, R. and Wood, R.A. (2009): UK Climate Projections Science Report: Climate Change Projections, Exeter, UK, Meteorological Office Hadley Centre, 192pp.
- Okada, M., Iizumi, T., Nishimori, M. and Yokozawa, M. (2009): Mesh climate change data of Japan ver. 2 for climate change impact assessments under IPCC SRES A1B and A2, *Journal of Agricultural Meteorology*, Vol. 65, pp.97-109.

- Onogi, K., Tsutsui, J., Koide, H., Sakamoto, M., Kobayashi, S., Hatsushika, H., Matsumoto, T., Yamazaki, N., Kamahori, H., Takahashi, K., Kadokura, S., Wada, K., Kato, K., Oyama, R., Ose, T., Mannoji, N. and Taira, R. (2007): The JRA-25 reanalysis, *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 85, pp.369-432.
- Randall, D. and Pan, D.-M. (1993): Implementation of the Arakawa-Schubert cumulus parameterization with a prognostic closure. *Meteorological Monograph/The representation of cumulus convection in numerical models*, 46, pp.145-150.
- Sato, Y., Kojiri, T., Michihiro, Y., Suzuki, Y. and Nakakita, E. (2011): Analysis of Extreme Hydrological Events in Major River Basins in Japan under Climate Change, *Proceedings of the 34th IAHR Congress*, pp.710-717.
- Wilby, R., Wigley, T., Conway, D., Jones, P., Hewitson, B., Main, J. and Wilks, D. (1998): Statistical downscaling of general circulation model output: a comparison of methods, *Water Resources Research*, 34, pp.2995-3008.
- Yatagai, A., Arakawa, O., Kamiguchi, K., Kawamoto, H., Nodzu, M.I. and Hamada, A. (2009): A 44-year daily gridded precipitation dataset for Asia based on a dense network of rain gauges, *SOLA*, Vol. 5, pp.137-140.
- Yukimoto, S., Adachi, Y., Hosaka, M., Sakami T., Yoshimura, H., Hirabara, M., Tanaka, T.Y., Shindo, E., Tsujino, H., Deushi, M., Mizuta, R., Yabu, S., Obata, A., Nakano, H., Koshiro, T., Ose, T. and Kitoh, A. (2012): A New Global Climate Model of the Meteorological Research Institute: MRI-CGCM3 - Model Description and Basic Performance -, *J. Meteorol. Soc. Japan*, 90A, pp.23-64.
- 21世紀気候変動予測革新プログラム (2012): 超高解像度大気モデルによる将来の極端現象の変化予測に関する研究, 平成23年度研究成果報告書.
- 飯泉仁之直, 西森基貴, 石郷岡康史, 横沢正幸 (2010): 統計的ダウンスケーリングによる気候変化シナリオ作成入門, *農業気象*, Vol. 66, pp.131-143.
- 猪股広典・竹内邦良・深見和彦 (2008): GCM降水量データの統計的バイアス補正手法に関する一考察, *水工学論文集*, Vol. 53, pp.223-228.
- 気象庁 (2013): 気候変動監視レポート 2012, 67pp.
- 木本昌秀 (2009): 今後の数値予報への期待. 2009年度春季大会 公開気象講演会「数値予報の過去・現在・未来—数値予報現業運用開始50周年記念—」の報告. *天気*, Vol. 56, pp.908-913.
- 交通政策審議会 (2009): 「地球温暖化に起因する気候変動に対する港湾政策のあり方」 答申
- 小林孝・小尻利治・野沢徹 (2008): 全球大気海洋結合モデル MIROC 出力のダウンスケールと流域内降水量の推定, *水文・水資源学会誌*, Vol. 21, No. 6, pp.423-438.
- 京大防災研水文環境システム研究領域: 気候変動情報データベース, <http://hes.dpri.kyoto-u.ac.jp/>,

2011-05-24 参照.

社会資本整備審議会（2008）：水災害分野における地球温暖化に伴う気候変化への適応策のあり方について（答申）

総務省統計局：地域メッシュ統計の概要, <http://www.stat.go.jp/data/mesh/gaiyou.htm>, Accessed July 11, 2014.

高藪出（2005）：地域気候モデル研究の特性と課題について, 水文・水資源学会誌, 18, pp.547-556.

高藪出, 金光正郎（2010）：力学的ダウンスケーリングのレビュー, 天気, 57, pp.435-447.

第 5 章

気候変動情報データベースの構築

5.1 概説

第 4 章では、複数の気候モデルの実験結果を国内の温暖化影響評価で議論するための手法を開発した。国内を対象にした場合、単一の GCM データだけではほとんど意味をなさないが、複数の GCM を相互に比較して利用することは、マルチモデルアンサンブルによる再現性の向上や、将来予測の不確実性評価にとって有益なことを示した。特定の GCM をダウンスケーリングすることで非常に細密なデータを作成して議論する方法に対し、複数の GCM を大局的に捉えて俯瞰的に議論する方法といえる。複数の GCM データの特性を比較検証した結果は、ダウンスケーリングを行う際に、その元データとなる GCM を選択するためにも必要な情報である。さらに今後、より細かい解像度の気候モデルを用いた実験結果や、様々なダウンスケーリングデータが利用可能となることも想定される。それらのデータを同じ手法で比較できるという意味でも、第 4 章で開発した手法は有効であると考えられる。

ただし、方法論の開発だけでは不十分であり、画餅となりかねない。具体的に利用可能な状態でデータを整理し、情報を提供することこそが重要であると考えられる。そこで、気候モデルの実験結果を一次メッシュ単位の情報に変換し、データベース管理ソフトおよび WEB アプリケーションを利用して、インターネットを通じてユーザの要求に動的に対応して情報を提供する「気象変動情報データベース」を開発した。本章では、開発した「気象変動情報データベース」のシステム概要と、データベースを適用した解析事例について論じる。

5.2 国土数値情報の整備状況

情報を地理情報と結び付ける手法は、古くから GIS (Geographic Information Systems, 地理情報システム) として体系づけられている。国土地理院によると、

GIS は、地理的位置を手がかりに、位置に関する情報を持ったデータ（空間データ）を総合的に管理・加工し、視覚的に表示し、高度な分析や迅速な判断を可能にする技術である
(国土地理院 WEB サイトより引用)

とされている。日本では、平成 7 年 1 月の阪神・淡路大震災の反省等をきっかけに、政府において、GIS に関する本格的な取組が始まった。地理空間情報の活用に関する施策を総合的かつ計画的に推進することを目的として、平成 19 年に「地理空間情報活用推進基本法」が施行されている。

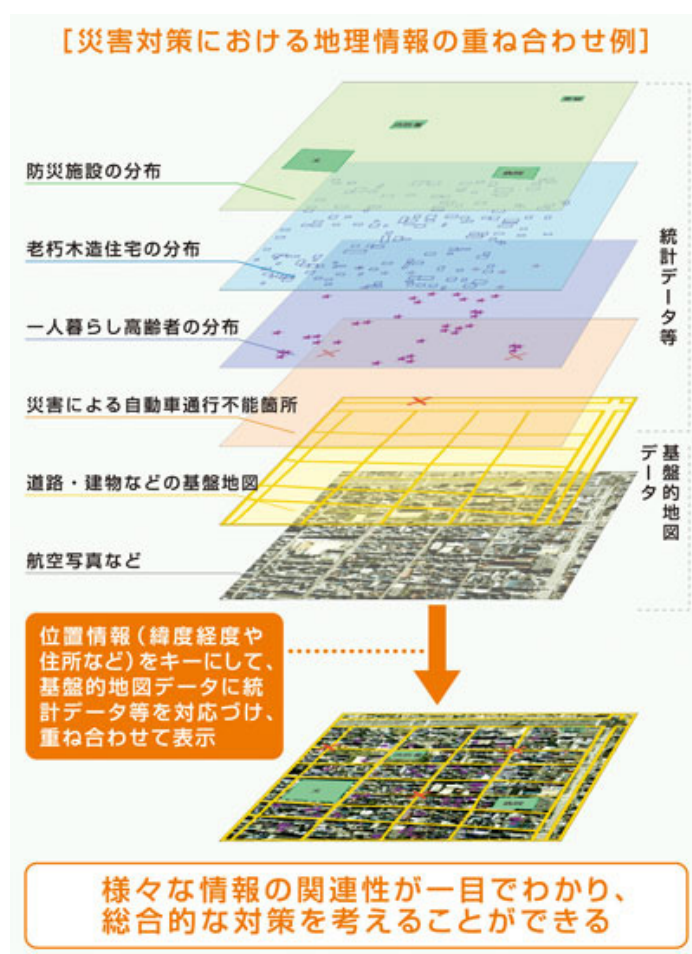
これらの背景の元、国の政策として国土の様々な情報が整備・数値化され、国土数値情報と呼ばれるデータセットとしてインターネット経由で無償提供されている。国土数値情報は、国土交通省国土政策局国土情報課の WEB サイトで公開されており、表 5.1 に示すデータが対象となっている。GIS は図 5.1 に示すように、複数のデータを地図情報に重ね合わせる形で利用することが多く、利用分野は多岐にわたる。GIS が社会生活にも広く浸透している理由として、データが公開されていること、情報が地図と結び付けられて直感的に理解できること、の二つが挙げられる。特にデータが無償提供されていることにより、様々な分野で二次利用が可能であることの意義は非常に大きい。

本論文でも、データの公開および地図情報と結び付けたデータ整理に重点を置き、気候変動情報を提供するデータベースシステムの開発を行う。

表 5.1 公開されている国土数値情報

1. 国土（水・土地）	わが国の国土の輪郭である「海岸線」や「土地利用」データ 例) 海岸線, 川, 土地利用, 森林など
2. 政策区域	法律や一定の目的で区分けしているエリアのデータ 例) 市町村の境界線, 津波で沈む場所, 人口集中地区など
3. 地域	各地にある公共施設や観光資源などのデータ 例) 役場, 公共施設, 世界自然遺産の場所など
4. 交通	道路・鉄道・空港・港湾など交通に関するデータ 例) 駅の位置, 乗降客数, バスのルート, 空港の位置など

出典：国土交通省国土政策局国土情報課の WEB サイト



出典：国土交通省国土政策局国土情報課の WEB サイト

図 5.1 GIS の活用例

5.3 データベースシステムの開発

5.3.1 対象とするデータと項目

データベースに登録するデータは、表 5.2 に示すように CMIP3 による 25 の GCM、気象庁気象研究所の超高解像度全球大気モデル MRI-AGCM の 4 つの GCM、再解析値（数値予報モデルにより観測値を再現したデータ）である JRA-25（Onogi ら, 2007）および気象庁のアメダス観測値である。MRI-AGCM は表 4.1 に示した格子間隔が 20km の 3.1S/3.2S に加え、それぞれの格子間隔を 60km にした 3.1H/3.2H（Kusunoki et al., 2011）を対象とした。MRI-AGCM については将来予測のシナリオが A1B（大気中の温室効果ガス濃度が 21 世紀末頃に 20 世紀末の約 2 倍）の実験結果しか存在しないが、CMIP3 の GCM については 3 種類のシナリオに応じた実験結果を収集している。第 3 章で述べたように、CMIP3 の同一モデルによるアンサンブルランの差異は小さいため、1 モデル 1 ランで代表させている。

対象期間は、現在（1980～1999 年）、近未来（2046～2065 年）、将来（2080～2099 年）の各 20 年間とし、各期間内の変化は考慮せず、期間平均値について解析を行った。対象とする気象要素は、表 5.3 に示すとおりであり、それぞれの月別値を対象とする。全ての気象要素についてデータが揃っている訳ではないため、最終的に収集することができた表 5.3 に示すデータのみが対象となる。このうち、気温については気温減率（0.0065 °C/m）による標高補正を行っている。

なお、海面水位や水温については、CMIP3 の各 GCM の解像度が粗いため日本周辺の海面相当格子の数が不十分であることや、GCM によってはデータ自体が存在しないことから、ここでは対象としない。

表 5.2 データベースに登録するデータの一覧

データ種別	格子間隔	現在	近未来		将来	
CMIP3 25 モデル	125～ 444 km	1980～ 1999 年	2046～ 2065 年	SRES A2 SRES A1B SRES B1	2080～ 2099 年	SRES A2 SRES A1B SRES B1
MRI-AGCM 4 モデル	20 km 60km		—			SRES A1B
JRA-25 再解析値 (再現性検証用)	125 km		—		—	
アメダス観測値 (再現性検証用)	20 km 前後 (観測密度)		—		—	

※ CMIP3 の GCM 全てに 3 つの排出シナリオが存在する訳ではない

表 5.3 収集データと気象要素の関係

NO	meteorological element	CMIP3	MRI-AGCM		JRA-25	AMeDAS
			3.1S/3.2S	3.1H/3.2H		
1	precipitation	○	○	○	○	○
2	convective precipitation	○			○	
3	snowfall (water equivalent)	○			○	
4	air temperature	○	○		○	○
5	surface temperature	○			○	
6	eastward wind speed	○			○	
7	northward wind speed	○			○	
8	wind speed	○			○	○
9	specific humidity	○			○	
10	latent heat flux	○			○	
11	sensible heat flux	○			○	
12	downwelling shortwave flux	○			○	
13	upwelling shortwave flux	○			○	
14	downwelling longwave flux	○			○	
15	upwelling longwave flux	○			○	
16	sea level pressure	○			○	

※ CMIP3 の GCM 全てに気象要素が存在する訳ではない

5.3.2 データ整理方法

異なる解像度のデータは統一的に扱うことが難しいため、第 4 章で述べた手法により、国内の統計や地理情報の提供時に標準的に用いられている地域一次メッシュ (約 80 km 四方) 単位で整理を行う。一次メッシュより解像度の粗い CMIP3 の GCM および再解析値 JRA-25 と、格子間隔が 60km の MRI-AGCM3.1H/3.2H については、図 5.2 に示すように一次メッシュの中心点を基準に各 GCM の直近 4 格子のデータについて単純平均する。単純平均した理由は GCM による日本列島の表現が粗い場合は水平方向の位置関係が現実と一致せず、距離や陸面格子による重みづけは必ずしも有効とは限らないことと、データ本来の特性になるべく手を加えないようにするためである。また、GCM の格子点 4 つを単純平均することにより、一つの格子点データに過度に依存させないことを意図している。一方、MRI-AGCM およびアメダス観測値については、データの解像度が一次メッシュよりも細かいため、一次メッシュ内に含まれる全ての格子点 (観測点) のデータを単純平均した。アメダスについては一次メッシュにより含まれる観測点数が異なることになるが、ここではその影響は考慮しない。

各種データを期間ごとに平均し、月別の期間平均値を算出する。GCM 出力値のうち、現在気候再現実験については、再解析値や観測値を基準データとして再現性を定量的に評価する。月別の期間平均値 12 個を対象に、相関係数および RMSE (平均二乗誤差) を評価指標として算出する。各気象要

素を同列に扱うことが可能なように、RMSEは式(5-1)により規格化している。さらに、GCMについては、現在気候と将来気候を比較した気候変化値（比もしくは差）についても求める。最終的に、表5.4に示す値をデータベースに登録する。

$$RMSE(i, m) \equiv \frac{\sqrt{\frac{1}{12} \sum_{n=1}^{12} (V(i, m, n) - V_0(i, n))^2}}{\sigma_0(i)} \quad (5-1)$$

ここで、 $RMSE(i, m)$: 要素 i , 気候モデル m の 平均二乗誤差
 $V(i, m, n)$: 要素 i における気候モデル m の n 月平均値
 $V_0(i, n)$: 要素 i における基準データの n 月平均値
 $\sigma_0(i)$: 要素 i において基準データ（月平均値）から求めた標準偏差

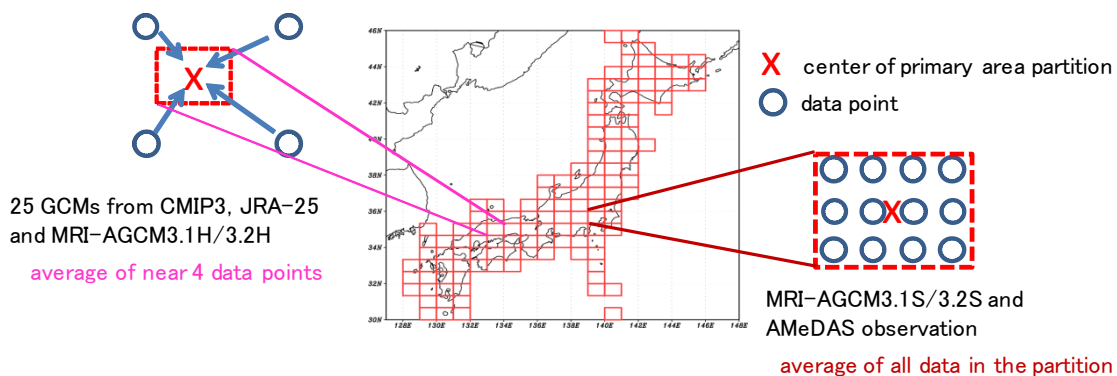


図 5.2 一次メッシュ単位 of データ整理方法

表 5.4 データベースに登録する統計値

Item	Value	Number
present climate	monthly mean value	12
future climate	monthly mean value	12
reproducibility	coefficient of correlation	1
	RMSE	1
climate change	ratio of change	12
value	amount of change	12

5.3.3 開発環境

開発環境は表 5.5 に示すとおりであり，小規模なサーバで十分に運用が可能なものである．データベースには一次メッシュ毎に表 5.4 に示した情報を格納している．全球の時系列データを 20 年間の月別平均値（気候値）に変換しているため，元々の情報量と比較すると大幅に縮小している．これにより，比較的軽い処理により，インターネットを通じてユーザの要求する任意の情報を動的に提供することが実現可能となる．

表 5.5 システムの開発環境

Section	Function	Software
server system	Linux OS	Red Hat Enterprise
database	accumulation of data	PostgreSQL
WEB server	provision of information	Apache
drawing tool	distribution map drawing	JpGraph

5.3.4 WEB アプリケーションの開発

データベースにまとめた情報については，広く一般に提供することを前提に，インターネット上で閲覧可能な WEB サイトを開発した．ユーザが任意の一次メッシュを指定して，様々な GCM の結果を表形式で表示させる機能や，全体の傾向を視覚的に把握できるように分布図を表示させる機能を実装した．

(1) データ表示

データベースに登録しているデータについて，任意の一次メッシュにおいて数値を提供する画面を開発した．図 5.3 は指定した一次メッシュについて，複数の GCM による情報を示した一覧表である．ユーザは図 5.3 の左側のメニューから，表示項目，気象要素，一次メッシュの番号などを指定することで，任意の情報を表示させることが可能である．月別値を一括表示しているため，季節に応じた情報を取得することが可能であり，データの二次利用も容易である．

また，特定のデータを指定し，図 5.4 に示すように全ての一次メッシュにおける情報の一覧表を表示することも可能である．この場合，気候モデルや月を指定することで日本国内の全ての一次メッシュのデータを得られるため，地域間の比較などに有益な情報である．



図 5.3 一次メッシュ別のデータ一覧表示画面



図 5.4 特定データについての全一次メッシュのデータ一覧表示画面

(2) 分布図表示

利便性を考慮し、WEB サイトには日本地図を背景とした分布図の表示機能を実装した。利用者は研究者だけでなく、行政関係者や一般市民も想定しているため、直感的な理解を助けることも目的の一つである。図 5.5 は、一次メッシュ単位の情報に基づいた分布図のサンプルである。図 5.3 と同様に、左側のメニューから項目を選択することで、必要な分布図を即座に表示させることが可能なシステムとなっている。この分布図は前述した一覧表の数値を用いて描画させたものであるため、利用者は分布図で確認をしながら必要なデータの目安を付けることが可能である。本システムでは、データの解像度に改変を加えない手法でダウンスケーリングを行っているため、図 5.6 のように分布図を確認することで GCM の解像度が視覚的に確認できる効果もある。

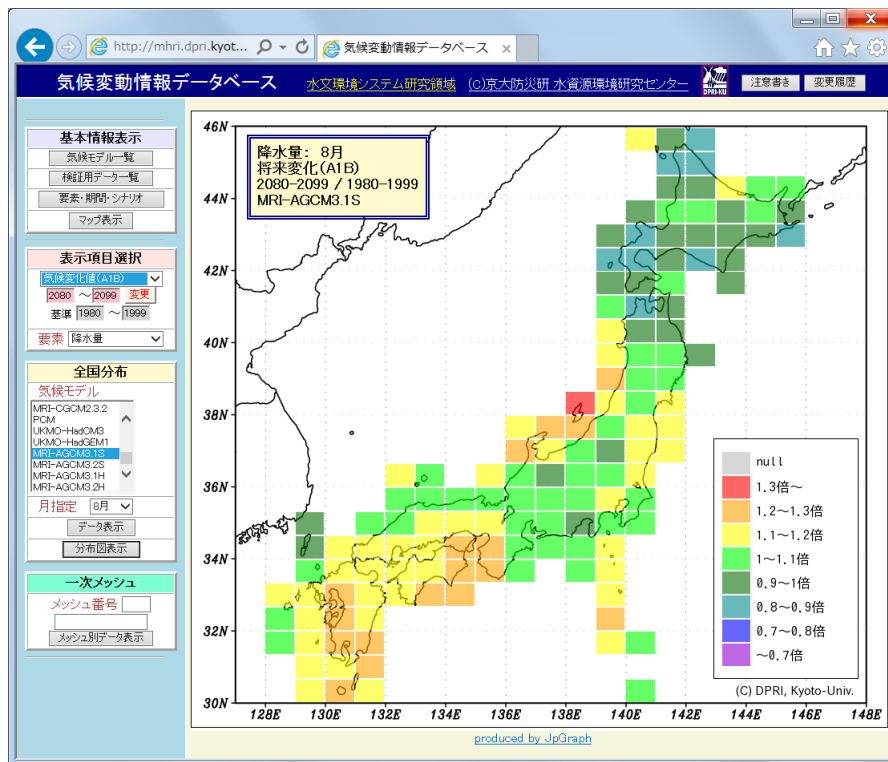


図 5.5 一次メッシュ単位の数値に基づいた分布図画面

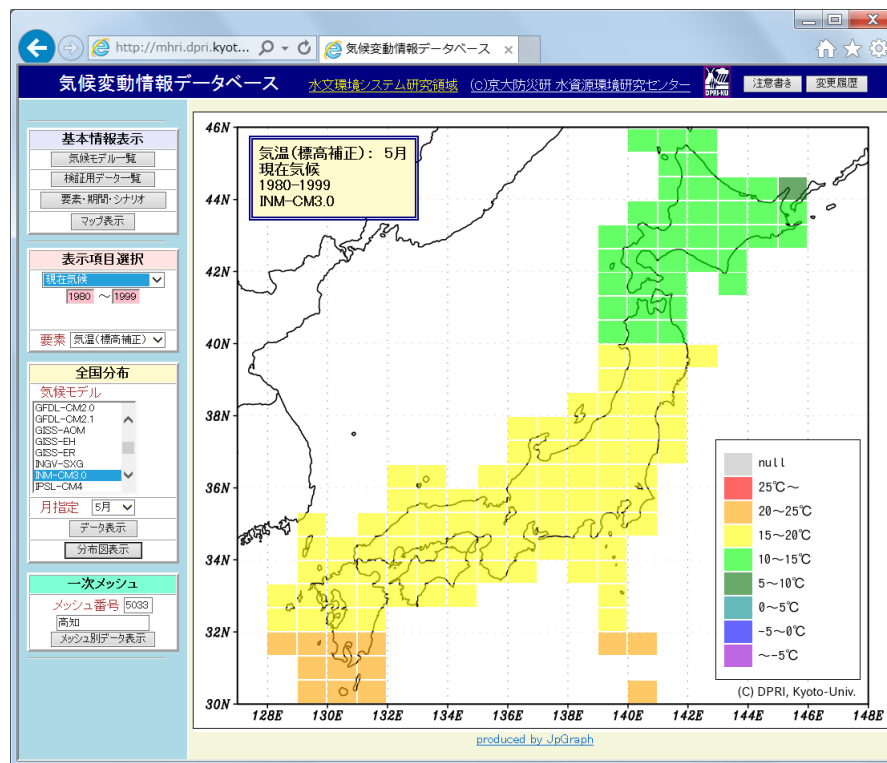


図 5.6 解像度の粗い GCM の分布図画面サンプル

(3) WEB サイトを通じた情報提供の狙い

開発したデータベースでは、表 5.2 に示したように非常に多くのデータセットを一元的に管理しており、さらに表 5.3 に示す気象要素ごとに情報が存在する。これらの情報を冊子などにまとめるのは困難であり、また、データをファイル形式にして配布するのも利便性に欠ける。本論文で開発した WEB サイトは、ユーザが必要な地域の必要な情報だけを選択的に取得することが可能であり、分布図を参考にすれば地域的な特徴を確認することも容易である。

GCM を用いた実験結果は、IPCC の評価報告書などによって全球平均的な情報は比較的入手が容易であるが、国内についての解析は研究者によって個別に行われていることが多い。本章で開発した「気候変動情報データベース」は、インターネットを通じて誰もが簡単に情報を得ることが可能であるため、一般市民は勿論、河川管理者や各分野の研究者においても、GCM による気候変化の概略を把握することに有益であると考え。現在気候再現性についての指標も格納しているため、前述したように再現性の高い GCM のみを選択的に利用することも可能である。各国が開発した GCM の特性を損なわない汎用的なデータであり、解析対象に応じた使い方ができるため、実用度の高いデータベースとなっていると考える。

5.4 適用と考察

構築したデータベースを用いて、日本における GCM の再現性および将来の気候変化について解析した結果を以下に示す。ここでは、降水量、降雪水量、地上気温、風速、比湿および海面気圧の 6 つの気象要素に着目した。

5.4.1 現在気候の再現性

現在気候再現実験を検証するための基準データは、降水量、気温および風速についてはアメダス観測値、降雪水量、比湿および海面気圧については JRA-25 再解析値とした。

(1) 気象要素による再現性の違い

GCM ごとに再現性には差があり、特に降水量についてはばらつきが大きい。例として、CMIP3 の中で比較的再現性の高い CSIRO-Mk3.5 (オーストラリア) と、高解像度モデルである MRI-AGCM3.1S の相関係数の全国分布を図 5.7 に示す。全体的には MRI-AGCM3.1S の方が再現性は高いが、日本海側の再現性は両者とも低い。CMIP3 の中には大部分の一次メッシュで降水量の相関係数が負になるなど非常に再現性の低い GCM も存在しており、これは降水量の季節変動を全く再現できていないことを意味している。

一方、気温についての相関係数はほとんどの GCM で 0.9 を超えており、GCM による予測の信頼性が高い要素であると考えられる。気温に関しても比較的再現性の高い PCM (米国) および高解像度の MRI-AGCM3.1S について、RMSE の全国分布を図 5.8 に示す。降水量と同様に GCM によって RMSE にばらつきがあるが、地域的な再現性の良否の特徴は顕著ではない。

その他の気象要素も含め、表 5.6 に全ての一次メッシュにおける相関係数および RMSE を、CMIP3 および MRI-AGCM のそれぞれの GCM について平均した値を示す。降水量および風速は、相関係数は小さく RMSE は大きいため、GCM による予測が難しい要素であることがわかる。気温および比湿については、相関係数が 0.9 を超えており、GCM による予測精度が高い。また、高解像度の MRI-AGCM は再現性において CMIP3 を上回っている。なお、降雪水量については、期間が限られていることと地域差が大きいことから、表 5.6 には示していない。

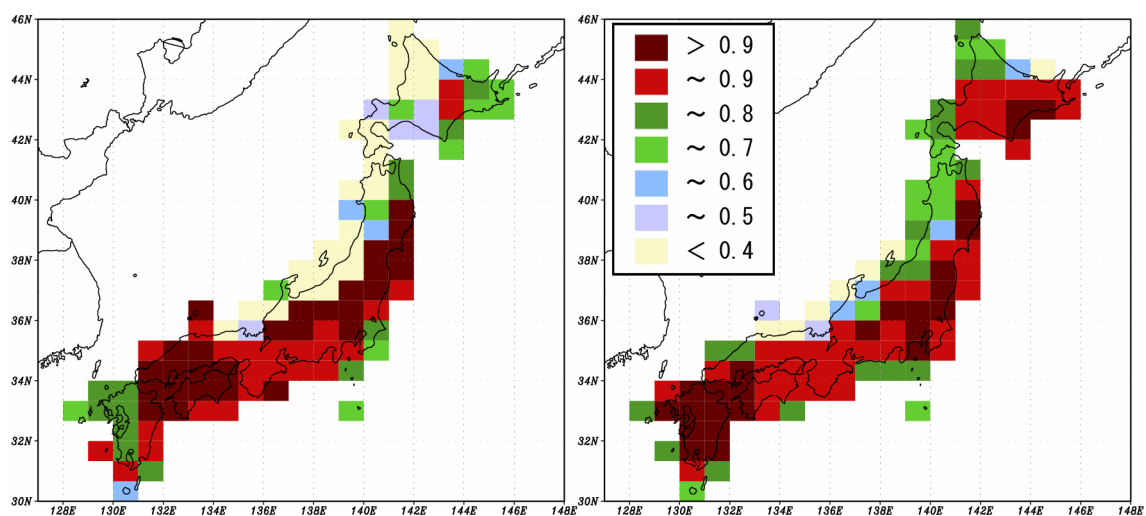


図 5.7 降水量についての相関係数の全国分布

(左 : CSIRO-Mk3.5, 右 : MRI-AGCM3.1S)

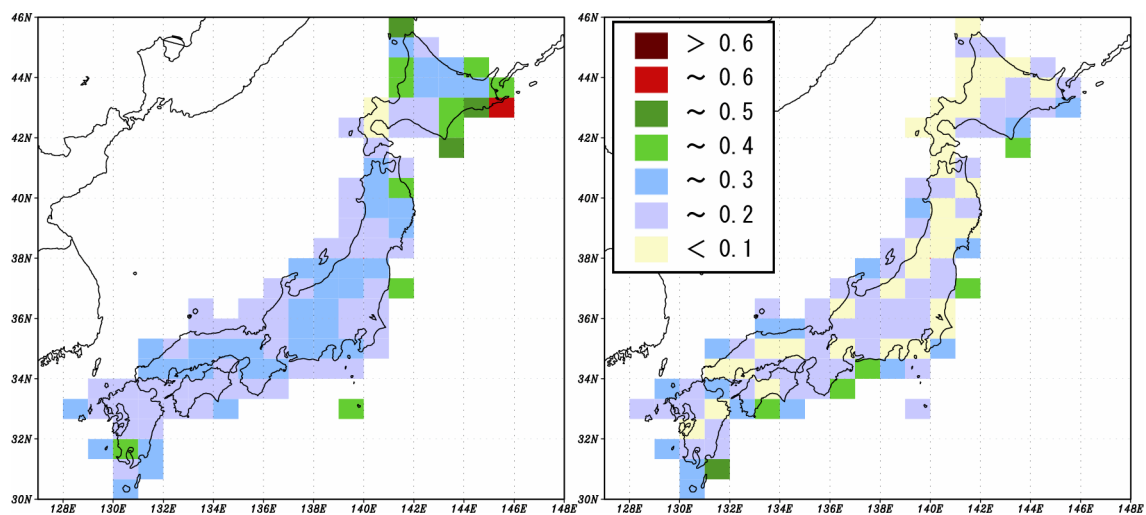


図 5.8 気温についての RMSE の全国分布

(左 : PCM, 右 : MRI-AGCM3.1S)

表 5.6 相関係数 r および RMSE の全一次メッシュ平均値

気象要素	基準 データ	CMIP3 24 モデル		MRI-AGCM3.1S,3.2S	
		r	RMSE	r	RMSE
降水量	アメダス	0.340	1.227	0.793	0.735
気温		0.988	0.366	0.997	0.148
風速		0.430	7.669	—	—
比湿	JRA-25	0.989	0.341	—	—
海面気圧		0.827	0.915	—	—

※ MRI-AGCM はデータを収集した降水量と気温のみ

(2) 地域別の傾向

次に、国内を 6 つの地域ブロックに分割し、それぞれの地域における再現性を検証することで、GCM 出力値の地域的な特徴を明らかにする。陸地面積が 5%以上で有効なアメダス観測値の存在する一次メッシュを対象とし、気象庁の季節予報区分（図 5.9）を参考に、図 5.10 に示すように地域を区分した。沖縄・奄美については陸地の面積が小さく、GCM による陸地の表現がより困難であるため、除外している。

表 5.7 は比較的再現性の悪い気象要素について、再現性の良好な一次メッシュの割合を示したものである。再現性の良否の判定は、相関係数 >0.6 （5%の危険率で有意な相関があるのは相関係数 0.576 以上）もしくは $RMSE<1$ （式（5-1）で規格化していることから標準偏差未満の誤差）とした。降水量については、特に日本海側および北日本の再現性が悪い。高解像度の MRI-AGCM も同様であるが、CMIP3 に比べて大幅に再現性が高いことがわかる。降雪水量は太平洋側の方が日本海側よりも誤差が大きいが、これは降雪量そのものが少ないことも影響している。風速は、冬季に明瞭な強風傾向のある日本海側について比較的再現性がよい。表には示していないが、風速はほとんどの一次メッシュで $RMSE>1$ となっており、誤差は大きい。局地的な地形影響の大きい風速について、GCM で表現することは困難であることが示唆されている。海面気圧も同様に、変動の少ない北日本において再現性がよくない。一方、気温および比湿についてはほぼ全ての一次メッシュにおいて、相関係数 >0.6 かつ $RMSE<1$ であり、再現性は良好だった。



出典：気象庁 WEB サイト

図 5.9 気象庁の季節予報における地域区分

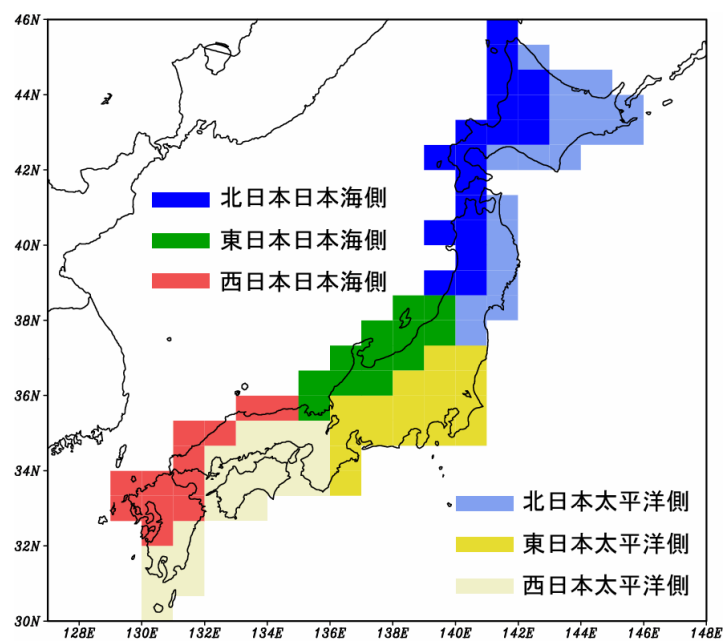


図 5.10 地域区分

表 5.7 再現性のよい一次メッシュの割合

地域		降水量		降雪水量	風速	海面気圧
		CMIP3	MRI-AGCM	CMIP3	CMIP3	CMIP3
		r>0.6	r>0.6	RMSE<1	r>0.6	r>0.6
太平洋側	北日本	34%	87%	53 %	41 %	63 %
	東日本	57%	100%	28 %	27 %	95 %
	西日本	59%	100%	—	22 %	100 %
日本海側	北日本	16%	97%	69 %	68 %	68 %
	東日本	15%	63%	70 %	66 %	92 %
	西日本	56%	88%	—	24 %	100 %

5.4.2 将来の気候変化

現在気候の再現性は GCM によってばらつきがあるため、GCM の予測する将来気候の物理量をそのまま影響評価等に用いることは適切ではない。そこで、現在気候を基準とした変化率もしくは変化量に着目して GCM を比較する。前述したように、これらの数値は気候変化値として月別に計算し、GCM ごとにデータベースに格納したものである。例えば降水量の場合、年平均での変化は比較的小さいが、月別では変化が大きく地域差もある。図 5.11 に MRI-AGCM3.2S による年降水量および 9 月の月降水量について、現在（1980～1999 年）に対する将来（2080～2099 年）の変化率の地域分布を一例として示す。

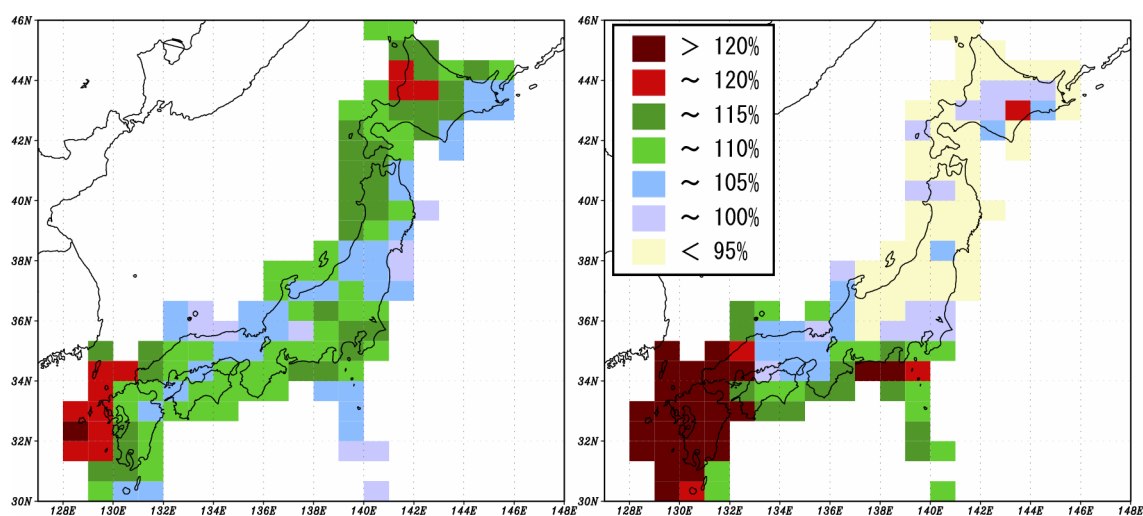


図 5.11 MRI-AGCM3.2S による降水量の将来変化率（左：年間，右：9 月）

表 5.8 は現在（1980～1999 年）を基準とした近未来（2046～2065 年）および将来（2080～2099 年）における GCM の平均的な気候変化について、気象要素別に CMIP3 の 24 モデルを平均した値から求めた気候変化値を示したものである。排出シナリオは SRES の A1B, A2, B1 の 3 種類を示している。排出シナリオおよび気象要素によって有効なデータが異なるため、アンサンブル平均に利用している GCM の数は異なっている。

排出シナリオに依らず、降水量、降雪水量、気温および比湿については、近未来よりも将来の方が変化の程度が大きい傾向にあった。風速および海面気圧については、変化そのものが比較的小さいため、近未来と将来において顕著な差は認められない。排出シナリオ別にみると、排出量の大きい順（A2 > A1B > B1）に気温および比湿の上昇量が多いことがわかるが、近未来時点ではその傾向は顕著ではなく、A2 よりも A1B の方が上昇量は大きい。これは、21 世紀初頭において A2 よりも A1B の方が温室効果ガス排出量が多いことに影響を受けている（図 3.2 参照）。降雪水量は気温上昇の大きい順に減少しており、気温の上昇の影響で雪が雨に変化していると考えられる。降水量はいずれの排出シナリオでも数%の増加であり、大きな差はない。

地域別および排出シナリオ別の将来変化をまとめると、2046～2065 年時点では、年降水量は 2～4 % 増加、年降雪水量は 20～58% 減少、気温は 1.4～2.3℃ 上昇、比湿は 0.7～1.3 g/kg 上昇であり、2080～2099 年時点では、年降水量は 1～6 % 増加、年降雪水量は 27～79% 減少、気温は 1.9～4.1℃ 上昇、比湿は 1.0～2.3 g/kg 上昇である。風速および海面気圧の年平均値はほとんど変化がなく、気温、降雪水量および比湿は緯度が高い方が変化幅は大きい。表 5.8 の結果は、24 のモデルを平均したものであり、個々の GCM ではそれぞれ異なる結果となることに注意が必要である。

表 5.8 (1) CMIP3 のマルチモデルアンサンブル平均による変化（シナリオ A1B）

地域		降水量	降雪水量	気温	風速	比湿	海面気圧
		比率	比率	℃	m/s	g/kg	hPa
太平洋側	北日本	+4%	-30%	+2.3	+0.1	+1.0	+0.2
		+6%	-43%	+3.3	+0.0	+1.5	+0.2
	東日本	+4%	-52%	+2.0	-0.0	+1.2	+0.2
		+5%	-66%	+2.9	-0.1	+1.8	+0.3
	西日本	+3%	-58%	+1.9	-0.1	+1.3	+0.2
		+4%	-71%	+2.7	-0.2	+1.9	+0.2
日本海側	北日本	+4%	-28%	+2.3	+0.0	+1.0	+0.1
		+6%	-40%	+3.3	+0.0	+1.5	+0.2
	東日本	+4%	-47%	+2.1	-0.0	+1.2	+0.2
		+6%	-61%	+3.0	-0.1	+1.7	+0.2
	西日本	+4%	-56%	+1.9	-0.1	+1.3	+0.2
		+6%	-69%	+2.8	-0.1	+1.9	+0.1
有効 GCM 数		24	24	24	20	15	24
		24	24	24	20	15	24

※ 上段：近未来 2046～2065 年，下段：将来 2080～2099 年

表 5.8 (2) CMIP3 のマルチモデルアンサンブル平均による変化 (シナリオ A2)

地域		降水量	降雪水量	気温	風速	比湿	海面気圧
		比率	比率	℃	m/s	g/kg	hPa
太平洋側	北日本	+3%	-33%	+2.2	+0.0	+1.0	+0.3
		+6%	-53%	+4.1	+0.1	+2.0	+0.2
	東日本	+2%	-51%	+1.8	-0.1	+1.1	+0.3
		+3%	-75%	+3.4	-0.1	+2.2	+0.3
	西日本	+2%	-52%	+1.7	-0.1	+1.2	+0.3
		+1%	-79%	+3.2	-0.1	+2.3	+0.3
日本海側	北日本	+2%	-31%	+2.2	+0.0	+1.0	+0.3
		+5%	-52%	+4.1	+0.1	+2.0	+0.1
	東日本	+3%	-49%	+1.9	-0.0	+1.1	+0.3
		+4%	-72%	+3.6	-0.0	+2.2	+0.3
	西日本	+2%	-51%	+1.8	-0.1	+1.2	+0.3
		+2%	-78%	+3.3	-0.1	+2.3	+0.3
有効 GCM 数		18	18	18	14	9	18
		18	18	18	14	9	18

※ 上段：近未来 2046～2065 年，下段：将来 2080～2099 年

表 5.8 (3) CMIP3 のマルチモデルアンサンブル平均による変化 (シナリオ B1)

地域		降水量	降雪水量	気温	風速	比湿	海面気圧
		比率	比率	℃	m/s	g/kg	hPa
太平洋側	北日本	+3%	-23%	+1.7	+0.0	+0.8	+0.2
		+5%	-30%	+2.3	+0.1	+1.0	+0.1
	東日本	+3%	-42%	+1.5	-0.0	+0.9	+0.2
		+4%	-52%	+2.0	-0.0	+1.2	+0.2
	西日本	+2%	-47%	+1.4	-0.1	+1.0	+0.2
		+4%	-59%	+1.9	-0.1	+1.3	+0.2
日本海側	北日本	+3%	-20%	+1.7	+0.0	+0.7	+0.1
		+5%	-27%	+2.3	+0.1	+1.0	+0.0
	東日本	+3%	-35%	+1.5	-0.0	+0.9	+0.2
		+4%	-46%	+2.1	-0.0	+1.1	+0.1
	西日本	+2%	-45%	+1.4	-0.1	+0.9	+0.1
		+4%	-57%	+1.9	-0.1	+1.2	+0.1
有効 GCM 数		19	19	19	17	13	19
		19	19	19	17	13	19

※ 上段：近未来 2046～2065 年，下段：将来 2080～2099 年

5.5 結語

気候モデルの計算結果を利用するためには、気候モデルを理解し、膨大なデータをダウンロードし、独自のデータフォーマットを理解する必要がある、気象の専門家以外の者にとっては利用しにくい。気候モデルによる予測には不確実性が避けられず、いくら高解像度で再現性の高い GCM を用いたとしても、その結果はある一つのシミュレーションに過ぎない。複数の GCM 出力値を比較検証することは重要であり、温暖化影響評価において不可欠な視点であると考える。GCM データが幅広く利用されることを目的として、膨大な GCM 出力値を必要最小限の情報に変換し、日本全国任意の地域の情報を取り出すことが可能な気候変動情報データベースを開発した。従来の研究手法であるバイアス補正やダウンスケーリングを用いず、GCM 出力値を直接比較検証する新たな枠組みとして一次メッシュ単位で比較する本手法を提案するものであり、主要な研究成果は以下の通りである。

1. CMIP3 の 25 の GCM, MRI-AGCM の 4 つの GCM の実験結果を、一次メッシュ単位で 20 年間の月別平均値として整理するとともに、アメダス観測値および JRA-25 再解析値を基準とした現在気候の再現性や、将来の気候変化値についてデータベース化を行った。同時に WEB アプリケーションを開発し、データ一覧や分布図についてインターネットを通じて利用可能な「気候変動情報データベース」として構築した。
2. 本データベースを使うことで、国内の任意の地域について気候変動の影響を試算し、GCM ごとの予測結果の違いについても容易に把握することが可能となった。データベースに登録されている情報量は少ないため、複数の気候モデルや複数のシナリオについて迅速に情報を抽出可能なことが利点である。
3. 今後も様々な GCM が新たに開発され、その実験結果が利用可能となることが予想されるが、今回構築した一次メッシュ単位での整理という枠組みを用いれば、過去の GCM との比較・検証することで、最新の GCM による予測結果を評価することが可能である。これは GCM をダウンスケーリングしたデータについても同様である。
4. 2014 年 7 月現在、「気候変動情報データベース」は、以下のサイトにより公開している。

<http://mhri.dpri.kyoto-u.ac.jp/database/>

開発したデータベースを用いて、国内の地域差に着目した解析を行った。その結果、以下の知見が得られた。

1. 現在気候の再現性は、気温および比湿では高く、海面気圧はそれに次ぐ程度、降水量、降雪水量および風速では低い、という結果となり、気象要素により予測精度が異なることが明らかとなった。地域別には、降水量は日本海側および北日本で再現性が悪くなっている。
2. 地域別および排出シナリオ別の将来変化をまとめると、2046～2065年時点では、年降水量は2～4%増加、年降雪水量は20～58%減少、気温は1.4～2.3℃上昇、比湿は0.7～1.3 g/kg 上昇であり、2080～2099年時点では、年降水量は1～6%増加、年降雪水量は27～79%減少、気温は1.9～4.1℃上昇、比湿は1.0～2.3 g/kg 上昇である。風速および海面気圧の年平均値はほとんど変化がなく、気温、降雪水量および比湿は緯度が高い方が変化幅は大きい。
3. CMIP3 のような解像度の粗い GCM を用いても、複数のモデルをアンサンブル平均した値には地域による違いがみられ、不確実性含めた地域特性の議論が可能となることが明らかとなった。

今後は、IPCC の第五次評価報告書 (IPCC, 2013) のベースとなった CMIP5 の GCM や、国内の温暖化影響評価のために実施されたダウンスケーリングデータなど、より多くのデータを収集し、データベースに登録して行くことが課題である。また、本章では月別平均値のみを取り扱っているため、大雨等の極端現象を評価するためには不十分である面は否めない。そもそも、気候モデルで極端現象を扱うことにも、格子解像度から考えると一定の限界があると思われるが、日別値を利用した統計を行って一次メッシュ単位に情報をまとめることは、本手法の延長線上にある課題である。ただし、その適用については十分な議論が必要であり、次章でその一部について言及する。

参考文献

- IPCC. (2013): Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 1535pp.
- Kusunoki, S., Mizuta, R. and Matsueda, M. (2011): Future changes in the East Asian rain band projected by global atmospheric models with 20-km and 60-km grid size, *Climate Dynamics*, Vol. 37, pp.2481-2493.
- Onogi, K., Tsutsui, J., Koide, H., Sakamoto, M., Kobayashi, S., Hatsushika, H., Matsumoto, T., Yamazaki, N., Kamahori, H., Takahashi, K., Kadokura, S., Wada, K., Kato, K., Oyama, R., Ose, T., Mannoji, N. and Taira, R. (2007): The JRA-25 reanalysis, *Journal of the Meteorological Society of Japan*, 85, pp.369-432.

第6章

データベースを用いた流域スケールの水文解析

6.1 概説

第5章で開発したような気候変動情報を取りまとめたデータベースは、国内外にいくつか存在する。例えばイギリスで行われた UKCP09 と呼ばれるプロジェクトでは、GCM の実験結果に対して力学的ダウンスケーリングを行い、様々な不確実性を定量化した上で将来予測情報を確率的に示したデータベースを開発している (Murphy et al., 2009)。UKCP09 は英国環境食糧農村地域省 (DEFRA) 主導の国家的なプロジェクトであり、12 の GCM、3 つの排出シナリオが元データとして利用されている。任意の地域で確率情報の付随した気候変化値を見ることができ、個々の GCM 実験結果やダウンスケーリングのデータを見ることはできないため、情報を二次利用する際の自由度はやや小さいと言える。国内では農業分野で取り組みが盛んであり、Okada et al. (2009) は 7 つの GCM の出力値を距離内挿することにより、日本国内の気候変化値を 10km メッシュで作成している。GCM の予測結果を手軽に入手できるという点で貴重であるが、その利用方法や適用範囲については詳しく述べられていない。

一方、気候モデルの実験結果を外力とした解析には、大きく分けて以下の 3 種類があると考えられる。

1. GCM の出力値をそのまま利用する方法

例えば Sato et al. (2012) は、国内の 9 つの流域において、MRI-AGCM3.2S の実験結果（降水量、蒸発量、発散量）を直接用いて流出計算を行い、将来の河川流況を論じている。GCM の出力値に改変を加えないため物理的整合性が保たれるという利点はあるが、現在気候の再現性は完全ではないため、バイアスが避けられない。Sato et al. (2012) でも、現在と将来の変化量を抽出して考察を行っている。

2. GCM の出力値をダウンスケーリングする方法

例えば飯泉ら (2008) は、統計的ダウンスケーリングにより GCM の月別データから日別値を作成する手法を紹介している。手法によりダウンスケーリングしたデータが異なることや、観測値と GCM データの統計関係を将来気候においても同じように適用する妥当性に課題が残る。力学的ダウンスケーリングを用いた場合、物理的な整合性は保たれるものの、モデルのパラメータを調整することによりバイアスを取り除くことは極めて困難である (藤原ら, 2008)。

3. 観測値をベースとしたスケーリング法

GCM の膨大な実験結果のうち、現在気候と将来気候の予測値から変化分のみを抽出し、観測値に加味する手法である。第4章で提示した「気候変化上乘せ法」はこの手法に相当する。バイアス補正やダウンスケーリングが不要で非常に簡潔な手法であることが利点であるが、過去に観測されていない事象を表現できないという課題がある。近年盛んに行われている疑似温暖化実験（佐藤, 2010）は力学的ダウンスケーリングの一つではあるが、考え方としてはこれに近い。

本論文で開発した「気候変動情報データベース」は、国内の温暖化影響評価を行うことを目的としたものであり、複数の GCM 実験結果を利用すること、および、観測値をベースとした気候変化上乘せ法を利用すること、を想定としている。第4章および第5章で述べたように、国内の地域スケールにおいても複数の GCM 実験結果をアンサンブル平均することで不確実性は低減する。さらに、CMIP3 と MRI-AGCM の比較により、気候変化値は GCM の解像度にそれほど影響されない可能性があることも示された。そこで本章では、これらの手法を国内の主要な河川流域に適用し、温暖化影響の解析を行う。まず第3章で日本の陸域全体を対象として行った解析と同様に、観測値を用いて GCM の現在気候再現性によりマルチモデルアンサンブルの有効性を検証し、現在に対する将来の気候変化を整理して予測の不確実性の分析を行う。次に、これまで扱っていなかった日別値を用いた解析を行い、極端現象に対して同様の手法で検討可能かどうかを検証する。最後に、本論文で開発したデータベースを用いて流出解析を行った研究を紹介し、外力設定にデータベースを用いることの妥当性について考察を行う。

6.2 主要な7河川流域における温暖化影響

国内の代表的な7つの流域を対象に、現在気候再現性の検証および将来気候の推定を行う。ただし、対象とする GCM で最も粗い解像度は水平格子間隔が 400km を越えており、本来は流域スケールの議論に耐え得るものではない。本論文では、敢えて GCM の出力値について補正を加えない状態で解析し、温暖化影響評価において解像度の粗いデータがどの程度有効であり、どのような利用法が可能であるのかを検討する。

6.2.1 対象とするデータ

気候モデルによるシミュレーションについては、米国 PCMDI (Program for Climate Model Diagnosis and Intercomparison) により公開されている CMIP3 の 25 の全球大気海洋結合モデルによる実験結果と、気象庁気象研究所で開発された高解像度全球大気モデル MRI-AGCM3.1S12/3.2S (水平格子間隔約 20km) および MRI-AGCM3.1H/3.2H (同約 60km) による実験結果を対象とする。モデル別の格子数および格子間隔を表 6.1 に示す。CMIP3 の GCM と比較し、MRI-AGCM の 4 つの GCM は解像度が高く、日本列島の地形の起伏をある程度表現できているものと考えられる。そこで、GCM の出力値を比較する際は、CMIP3 と MRI-AGCM のグループに GCM を分類し、それぞれのデータが示す特徴について考察した。

解析に当たっては、GCM の出力値のうち、月別値を用いて平均的な気候値を算出して比較する。将来の気候については、GCM による現在と将来の予測値から求めた変化値に着目する。なお、モデルによっては複数の実験結果 (アンサンブルラン) が存在するが、第2章で述べたように CMIP3 において同一モデルによるアンサンブルランの差異は小さいため、1モデルにつき1ランで代表させる。

対象とする気象要素は、降水量および気温とし、気温については各 GCM のモデル標高を用いて気温減率 ($0.0065^{\circ}\text{C}/\text{m}$) による標高補正を行っている。対象期間は、現在気候 1980-1999 年、将来気候 2080-2099 年の各 20 年間とし、将来気候については A1B シナリオ (大気中の温室効果ガス濃度が 21 世紀末頃に 20 世紀末の約 2 倍) における実験結果を用いた。それぞれのデータは現在気候および将来気候の各 20 年間についての期間平均値として整理し、降水量および気温について月別の気候値を求めて解析を行った。

さらに GCM 出力値の再現性を評価する検証データとして、アメダス観測値を利用した。アメダス観測網の密度は降水量が約 17km 四方に 1 地点、気温が約 20km 四方に 1 地点であり、実際に利用したのは降水量が約 1000 地点、気温が約 750 地点である。気温については、各観測点の標高を用いて気温減率による標高補正を行った。

これらのデータは、第4章で述べた手法に従い、一次メッシュ単位に整理する。すなわち、解像度の異なる複数の GCM 出力値およびアメダス観測値データを比較するため、経度方向 1 度、緯度方向 40 分の区画で表される、地域メッシュ統計 (Grid Square Statistics) の第一次地域区画 (以下、一次メッシュ) 単位でデータを整理する。一次メッシュの解像度は約 80km であり、CMIP3 の最も解

像度の細かいモデル（約 125km）と同程度である。データの変換は見かけ上の解像度を揃えてモデル間の比較を容易にすることを目的としており、モデル本来の出力解像度を改変するものではない。日本においてこの地域区画が地域統計などに汎用的に利用されていることや、CMIP3 の最も解像度の細かいモデル（約 125km）と概ね同程度であることから、一次メッシュを単位として用いた。葛葉ら（2002）によると、アメダス観測値を用いた解析から、地点間の距離が 100km 未満なら月降水量の相関係数が 0.6 以上、同じく 50km 未満なら 0.7 以上であることが示されており、月降水量を一次メッシュ単位で平均して比較検証することは妥当なものであると考えられる。

一次メッシュよりも解像度の粗い CMIP3 の 25 の GCM と、解像度の同程度の MRI-AGCM3.1H/3.2H については、一次メッシュの中心点を基準に直近 4 格子のデータを単純平均した。単純平均した理由は、気候モデルによる日本列島の表現が粗い場合に水平方向の海陸の位置関係が現実のものと一致せず、距離や陸面割合による重みづけは必ずしも有効とは限らないことと、モデル出力値になるべく手を加えないようにするためである。4 格子の値を平均しているため、1 つの格子点データへの依存度を抑える効果もある。一次メッシュよりも高解像度である MRI-AGCM3.1S/3.2S およびアメダス観測値については、一次メッシュ内の該当データを単純に平均している。

表 6.1 対象とした GCM の一覧 (1~25 は CMIP3 のモデル)

番号	モデル名	格子数			緯度方向 格子間隔 km
		経度方向	緯度方向	総数	
1	INGV-SXG	320	160	51200	125
2	MIROC3.2(hires)	320	160	51200	125
3	CCSM3	256	128	32768	156
4	UKMO-HadGEM1	192	145	27840	138
5	BCC-CM1	192	96	18432	208
6	CSIRO-Mk3.0	192	96	18432	208
7	CSIRO-Mk3.5	192	96	18432	208
8	ECHAM5/MPI-OM	192	96	18432	208
9	GFDL-CM2.0	144	90	12960	222
10	GFDL-CM2.1	144	90	12960	222
11	BCCR-BCM2.0	128	64	8192	313
12	CGCM3.1(T63)	128	64	8192	313
13	CNRM-CM3	128	64	8192	313
14	MIROC3.2(medres)	128	64	8192	313
15	MRI-CGCM2.3.2	128	64	8192	313
16	PCM	128	64	8192	313
17	FGOALS-g1.0	128	60	7680	333
18	UKMO-HadCM3	96	73	7008	274
19	IPSL-CM4	96	72	6912	278
20	GISS-AOM	90	60	5400	333
21	CGCM3.1(T47)	96	48	4608	417
22	ECHO-G	96	48	4608	417
23	GISS-EH	72	46	3312	435
24	GISS-ER	72	46	3312	435
25	INM-CM3.0	72	45	3240	444
26	MRI-AGCM3.1S	1920	960	1843200	21
27	MRI-AGCM3.2S	1920	960	1843200	21
28	MRI-AGCM3.1H	640	320	204800	63
29	MRI-AGCM3.2H	640	320	204800	63

6.2.2 解析対象流域

一次メッシュ単位で整理した情報を，国内の代表的な河川流域について適用する．解析対象とした河川流域は，図 6.1 に示す日本の代表的な 7 つの流域（石狩川，最上川，利根川，木曽川，淀川，吉野川および筑後川）である．流域面積の違いにより，流域ごとに該当する一次メッシュの数は 3～7 となる．一次メッシュ別に求めた月別値について，流域ごとにさらに平均して流域平均値とした．

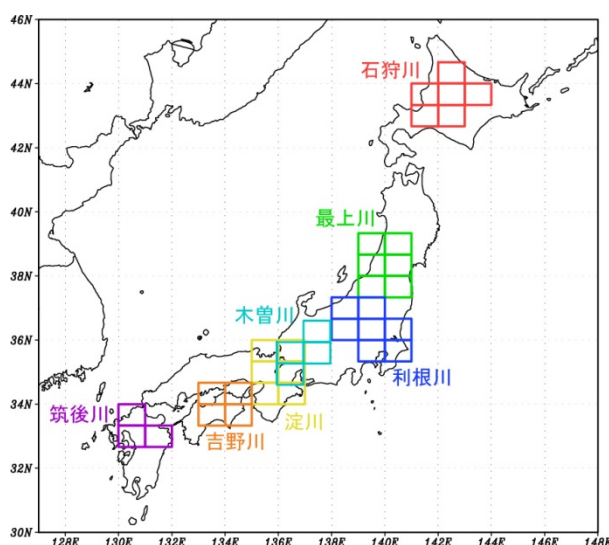


図 6.1 解析対象とした 7 つの河川流域

6.2.3 現在気候再現性の評価手法

現在気候再現実験における GCM 出力値については，アメダス観測値を検証データとして再現性を評価する．評価指標は相関係数および平均平方二乗誤差（RMSE, Root Mean Square Error）とし，全期間を月別に平均した月平均値 12 個について求める．異なる要素を比較できるように，RMSE はアメダス観測値の月平均値の標準偏差を用いて式（6-1）により規格化している．

$$RMSE(i, m) \equiv \frac{\sqrt{\frac{1}{12} \sum_{n=1}^{12} (V(i, m, n) - V_0(i, n))^2}}{\sigma_0(i)} \quad (6-1)$$

- ここで，
- $RMSE(i, m)$: 要素 i ，気候モデル m の 平均二乗誤差
 - $V(i, m, n)$: 要素 i における気候モデル m の n 月平均値
 - $V_0(i, n)$: 要素 i における基準データの n 月平均値
 - $\sigma_0(i)$: 要素 i において基準データ（月平均値）から求めた標準偏差

相関係数および RMSE は流域平均値を用いて求めるため、流域内の分布や別の流域との関係性については評価していない。あくまでも個別の流域ごとに再現性を検証するものであり、単一の GCM においても流域によって再現性が全く異なる可能性があることに注意が必要である。

6.2.4 現在気候再現性とマルチモデルアンサンブルによる予測精度の向上

現在気候について GCM による実験結果の違いを比較する。図 6.2 は利根川流域における月降水量および月平均気温を GCM 別に示したものである。月降水量については、アメダス観測値と比較して季節変動を十分に再現できていない GCM が複数存在していることがわかる。月ごとの降水量にもばらつきが存在し、特に夏季（6～9月）に降水量のばらつきが大きい。それに対し、月平均気温についての再現性は相対的に高く、どの GCM についても季節変動をよく表している。気温の絶対値に関しては、概ねアメダス観測値を中心としてばらついており、降水量とは逆に冬季の方がばらつきは大きい。図 6.2 に示した利根川以外の流域についても、これらの傾向は同様である。

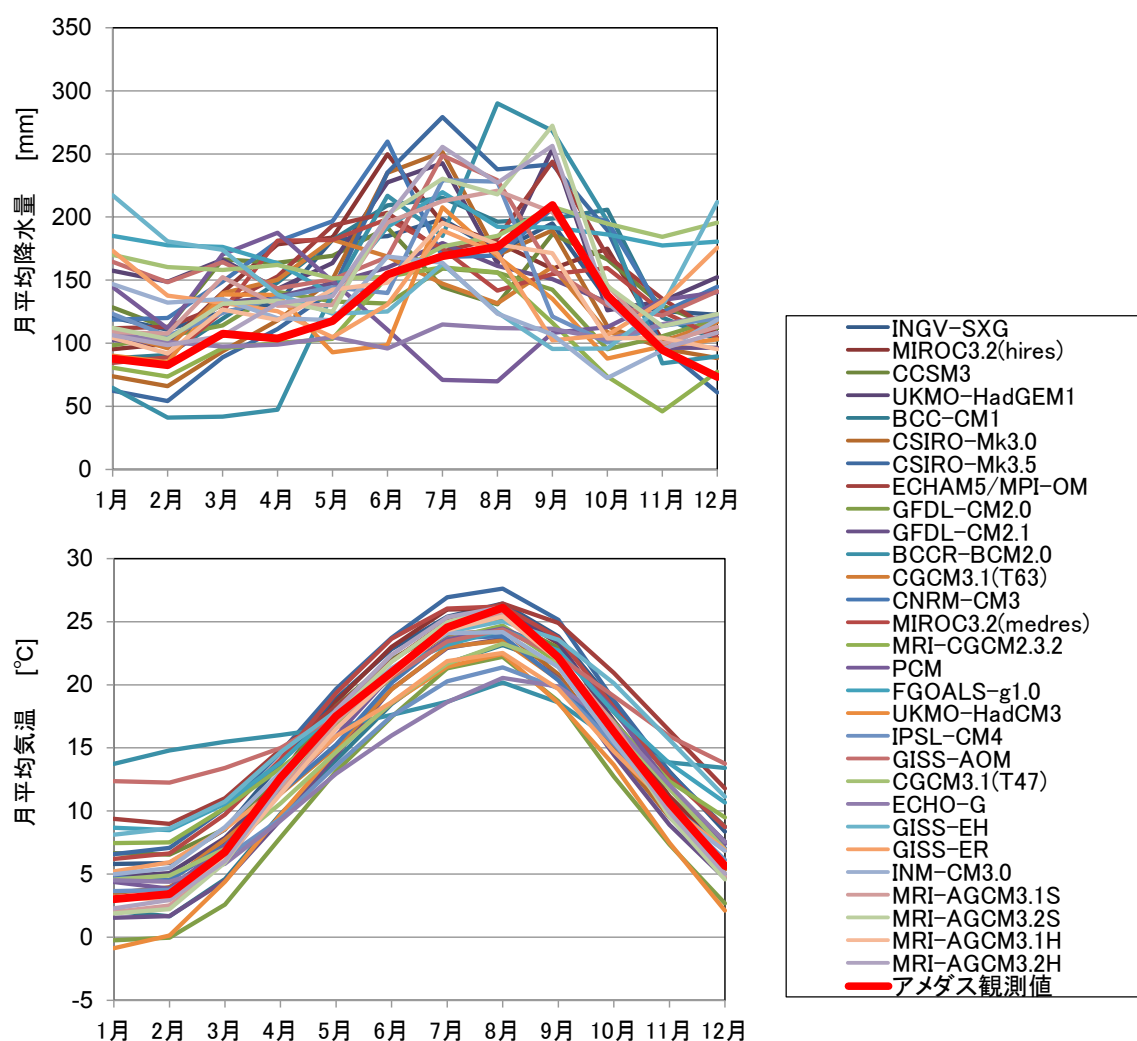


図 6.2 利根川流域における 1980～1999 年の月別平均降水量および気温

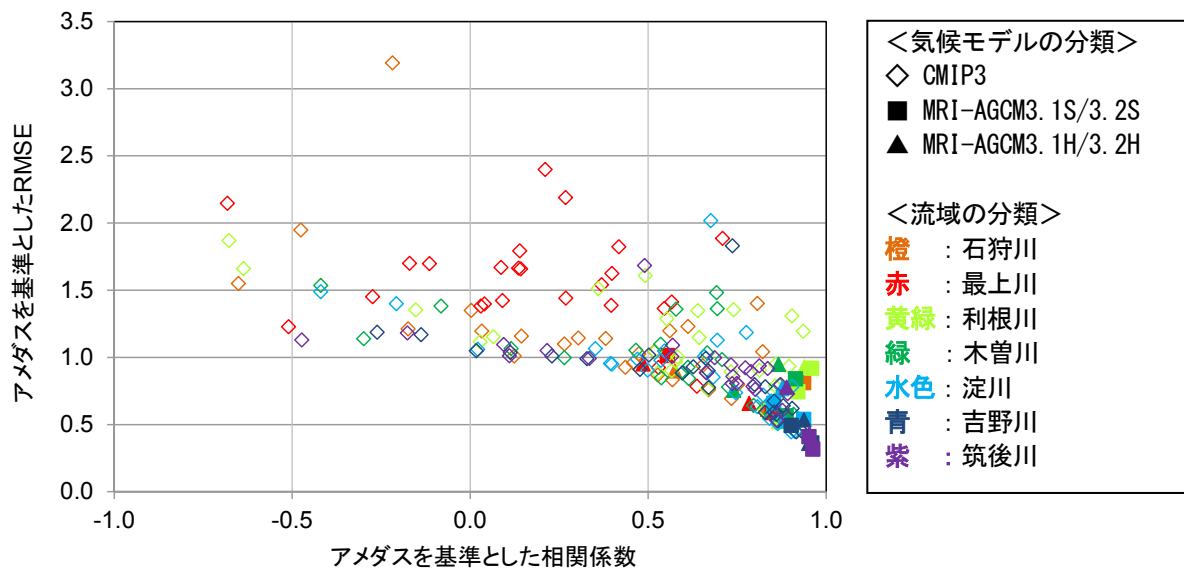


図 6.3 各流域における 1980～1999 年の月平均降水量の予測再現性

図 6.3 は、CMIP3 と MRI-AGCM の違いを比較するため、個々の GCM について降水量の再現性をプロットしたものである。横軸が相関係数、縦軸が RMSE であり、右下隅に近いほど再現性が高いことを意味する。CMIP3 はモデルごとのばらつきが大きく、同じモデルでも流域によって再現性は大きく異なる。MRI-AGCM は CMIP3 と比較すると明らかに再現性は良好であり、どの流域でも一定の再現性を有していることがわかる。ただし、MRI-AGCM は大気のみモデルであり、海面温度は境界条件として実況値が与えられている点を考慮する必要がある。それに対し、CMIP3 の GCM 群の中で比較すると、解像度の高さと再現性に明確な関係はみられなかった。

次に、複数の GCM 出力値を平均するマルチモデルアンサンブルを試みる。GCM によっては再現性が著しく悪いものもあるため、現在気候の再現性によって予め流域ごとに良好なモデルを選別し、降水量もしくは気温を平均することでマルチモデルアンサンブル平均とした。モデルの選別に当たっては、アメダス観測値を基準とした相関係数および RMSE を評価指標として用いる。これらの指標の算出には、全球データのごく一部しか用いておらず、気候システムなどグローバルスケールでのモデルの評価とは必ずしも一致しないが、極端に再現性の悪いモデルを除外するための閾値として利用する。

降水量については、図 6.2 で示したような大局的な季節変化を表現できていないモデルを除く目的から、相関係数を指標とした。標本数 12 の t 検定では 5% の危険率で有意な相関があるのは相関係数 0.58 以上であることから、相関係数 > 0.58 を選別条件とした。気温については、ほとんどの GCM で相関係数 0.95 以上であり、図 6.2 で示したように季節変動の再現性は非常に高い。気温はある程度緯度により決まってくる要素であることから、GCM による予測の再現性が高いと考えられるが、冬季を中心に気温の絶対値に関してはモデルごとにばらつきがある。そこで気温については RMSE

を用いてモデルの選別を行うこととした。標本数 12 の標準誤差は標準偏差 $\sigma/\sqrt{12}$ を用いて、つまり $0.29 \times \sigma$ と表され、RMSE は式 (6-1) で示すようにアメダス観測値の標準偏差で規格化していることから、 $\text{RMSE} < 0.29$ を選別条件とした。

これらの手法により一定の再現性を有する GCM を選別し、月平均降水量もしくは月平均気温について流域別にアンサンブル平均値を算出した。その後、改めてアメダス観測値に対する相関係数および RMSE を計算している。MRI-AGCM についても、3.1S/3.2S および 3.1H/3.2H について解像度別にそれぞれ 2 つの出力値を平均し、比較を行った。

降水量についての流域別の現在気候再現性は、表 6.2 に示すとおりである。CMIP3 においては、個々の GCM の再現性を相関係数および RMSE の全流域平均値評価し、それぞれ最も再現性のよい GCM の値を最良モデルとして併記している。7 流域の平均値でみた場合、CMIP3 のうち相関係数 > 0.58 のモデルによるアンサンブル平均は、MRI-AGCM と比べてやや下回る程度の良い再現性を有していることがわかる。全 25 モデルの平均や、個別にみて CMIP3 の中で最良の GCM よりも再現性は高くなっていることから、マルチモデルアンサンブルおよびモデルを選別することの有効性が明らかである。流域別では、MRI-AGCM を含み最上川流域に関する再現性は相対的に低く、表 6.2 に示すように CMIP3 の中で選別された GCM の数は 2 つしかない。MRI-AGCM の相関係数も唯一 0.8 を下回っている。最上川流域は GCM を用いた予測が相対的に困難な地域であることを示唆している。MRI-AGCM については吉野川および筑後川流域の再現性が特に良好であるが、この傾向は CMIP3 においては明瞭ではない。

気温の現在気候再現性は表 6.3 に示すとおりである。相関係数に関してはどの項目についても 1 に近く、GCM 間にほとんど差はないため、再現性を比較する指標とはなり得ない。RMSE で再現性を評価すると、MRI-AGCM の 4 つのモデルは CMIP3 と比べて高い再現性を示す結果となっている。CMIP3 では、 $\text{RMSE} < 0.29$ のモデルによるアンサンブル平均の再現性が最も高い。降水量と同じく、モデルを選別してアンサンブルすることで再現性は向上している。気温に関しては、降水量と異なり流域別に顕著な再現性の違いはみられない。

表 6.2 マルチモデルアンサンブルによる降水量の現在気候（1980～1999 年）再現性

流域名	(降水量再現性：相関係数)					
	MRI-AGCM		CMIP3 マルチ気候モデル			
	3.1S/3.2S (20km)	3.1H/3.2H (60km)	最良 モデル	全 25 モデル	相関係数 >0.58	モデル数
石狩川	0.915	0.834	0.807	0.788	0.885	8
最上川	0.770	0.723	0.518	0.509	0.727	2
利根川	0.958	0.927	0.740	0.872	0.915	13
木曽川	0.926	0.865	0.909	0.892	0.939	16
淀川	0.922	0.889	0.905	0.887	0.943	15
吉野川	0.961	0.953	0.829	0.887	0.937	17
筑後川	0.976	0.945	0.861	0.868	0.935	16
平均	0.918	0.876	0.796	0.815	0.897	12.4

※ 最良モデル：UKMO-HadGEM1

流域名	(降水量再現性：RMSE)					
	MRI-AGCM		CMIP3 マルチ気候モデル			
	3.1S/3.2S (20km)	3.1H/3.2H (60km)	最良 モデル	全 25 モデル	相関係数 >0.58	モデル 数
石狩川	0.603	0.736	0.797	0.868	0.646	8
最上川	0.662	0.712	0.782	1.220	1.180	2
利根川	0.791	0.588	1.146	0.716	0.635	13
木曽川	0.644	0.707	0.639	0.742	0.609	16
淀川	0.548	0.551	0.717	0.632	0.498	15
吉野川	0.372	0.397	0.525	0.721	0.617	17
筑後川	0.331	0.581	0.604	0.885	0.777	16
平均	0.564	0.610	0.744	0.826	0.709	12.4

※ 最良モデル：MIROC3.2(hires)

表 6.3 マルチモデルアンサンブルによる気温の現在気候（1980～1999 年）再現性

流域名	(気温再現性：相関係数)					
	MRI-AGCM		CMIP3 マルチ気候モデル			
	3.1S/3.2S (20km)	3.1H/3.2H (60km)	最良 モデル	全 25 モデル	RMSE <0.29	モデル 数
石狩川	0.998	0.997	0.996	0.996	0.997	7
最上川	0.999	0.999	0.998	0.998	0.999	11
利根川	0.999	0.999	0.996	0.998	0.998	13
木曽川	0.999	0.998	0.997	0.998	0.998	10
淀川	0.999	0.998	0.998	0.998	0.998	12
吉野川	0.999	1.000	0.999	0.998	0.999	10
筑後川	0.999	0.998	0.996	0.988	0.993	8
平均	0.999	0.999	0.997	0.996	0.997	10.1

※ 最良モデル：GFDL-CM2.1

流域名	(気温再現性：RMSE)					
	MRI-AGCM		CMIP3 マルチ気候モデル			
	3.1S/3.2S (20km)	3.1H/3.2H (60km)	最良 モデル	全 25 モデル	RMSE <0.29	モデル 数
石狩川	0.082	0.090	0.194	0.222	0.136	7
最上川	0.050	0.061	0.185	0.206	0.147	11
利根川	0.085	0.056	0.143	0.190	0.123	13
木曽川	0.089	0.064	0.129	0.198	0.144	10
淀川	0.051	0.086	0.086	0.177	0.140	12
吉野川	0.084	0.034	0.062	0.213	0.111	10
筑後川	0.055	0.075	0.230	0.287	0.151	8
平均	0.071	0.067	0.147	0.213	0.136	10.1

※ 最良モデル：UKMO-HadGEM1

6.2.5 将来の気候変化

MRI-AGCM の 4 つの GCM と、前述のように流域別に現在気候再現性によって選別した CMIP3 の GCM 群について、月別の将来変化を求めた。前者は解像度が高く再現性が良好なグループ、後者は解像度は粗いものの一定の再現性を有するグループである。現在気候（1980～1999 年）と将来気候（2080～2099 年）の予測値について、降水量は変化率、気温は変化量を算出して比較した。それぞれの GCM 群について、アンサンブル平均値および個々の GCM 間の標準偏差を、降水量については表 6.4 および図 6.4 に、気温については表 6.5 および図 6.5 に示す。

降水量についての MRI-AGCM および CMIP3 の将来変化率は、月々の細かい変動に違いはあるものの、平均的にはどの流域についても変化なし、もしくは微増という傾向であった。図 6.3 に示したように、現在気候の再現性においては MRI-AGCM と CMIP3 の間に大きな違いがあったが、将来変化を比較すると両者に顕著な違いは認められない。石狩川流域の 7 月のように CMIP3 の標準偏差の範囲内に MRI-AGCM のアンサンブル平均値が入っていないケースも存在するが、数は少ない。表 6.4 に示した標準偏差は GCM の違いによる予測のばらつき、つまり不確実性を意味するものであるが、月別の標準偏差をみた場合、現在気候再現性の良好な MRI-AGCM の方が必ずしも小さくはなっていない。

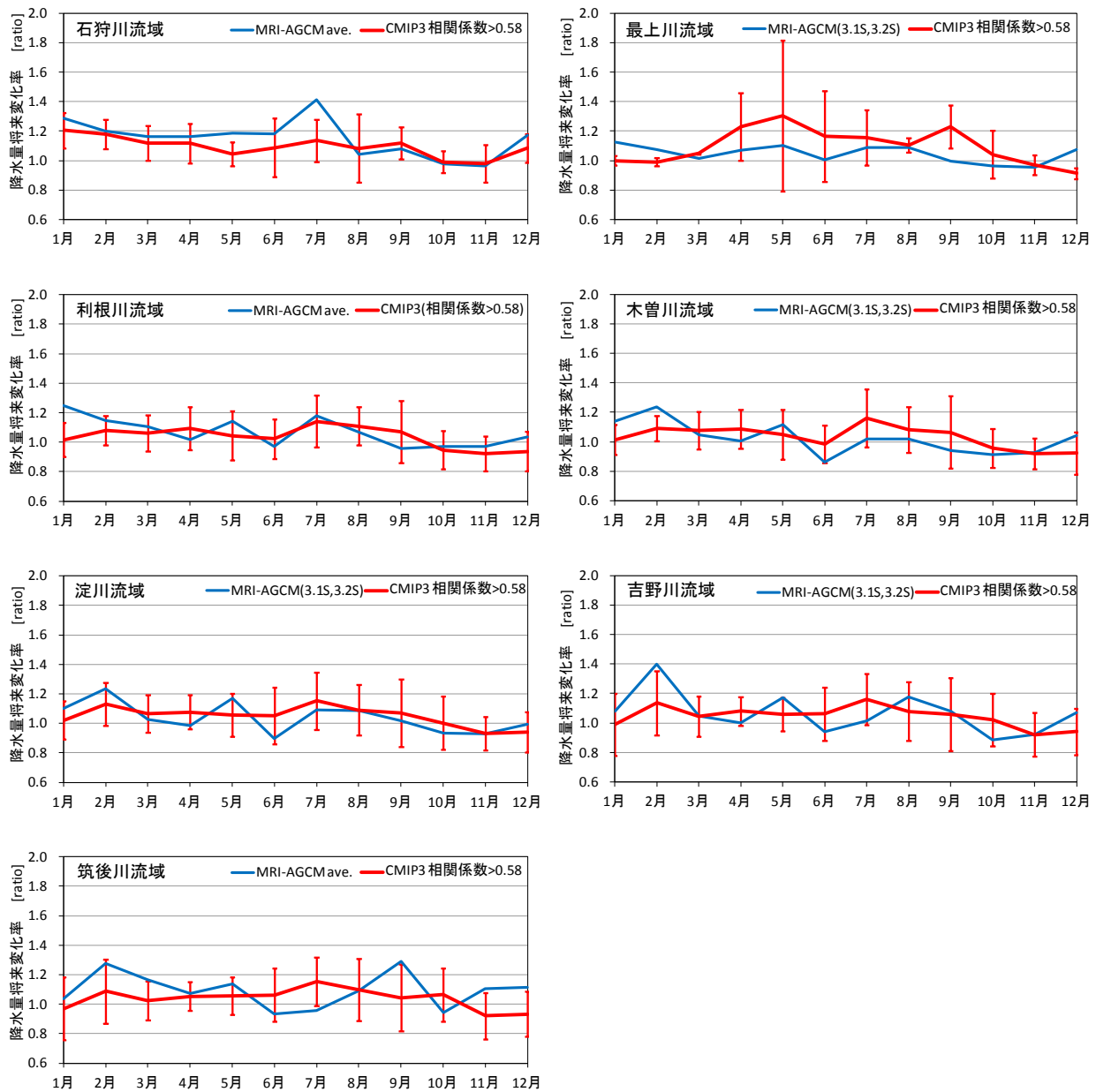
気温については、MRI-AGCM および CMIP3 の気温変化量の平均値は、利根川流域で年間を通して 0.3°C 程度のずれがある以外は概ね一致しており、流域が高緯度になるほど、また夏季よりも冬季の方が上昇幅は大きい傾向にあった。MRI-AGCM の気温変化量のアンサンブル平均は、全流域の全ての月において CMIP3 の標準偏差内に入っている。CMIP3 における GCM 間の予測のばらつき（標準偏差）は全般的に 1～3 月において大きく、さらに流域が高緯度になるほど大きい傾向にあった。MRI-AGCM の予測のばらつきは CMIP3 よりも小さいが、これは海面温度の境界条件が MRI-AGCM の 4 つの GCM では全て同一であることが影響していると考えられる。

次に、MRI-AGCM と CMIP3 が示す将来変化について、両者の平均値に有意な差があるかどうかを Welch 検定で調べた。CMIP3 のデータ数が少ない最上川流域の降水量は除外している。降水量については、危険率 5% で有意な差があると判定されたのは、利根川および筑後川流域の 12 月のみであった。気温変化量については、危険率 5% で有意な差があると判定されたのは、利根川流域の 11 月および 12 月のみであった。

表 6.4 降水量の流域別将来変化（現在：1980～1999 年，将来：2080～2099 年）

流域		降水量 将来変化率 (将来／現在)												
		1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	年間
石狩川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.20 (0.11)	1.16 (0.19)	1.10 (0.14)	1.15 (0.11)	1.14 (0.10)	1.14 (0.12)	1.35 (0.18)	1.02 (0.05)	1.09 (0.10)	1.03 (0.07)	1.01 (0.06)	1.13 (0.07)	1.12 (0.03)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	1.20 (0.12)	1.18 (0.10)	1.12 (0.12)	1.12 (0.14)	1.05 (0.08)	1.09 (0.20)	1.14 (0.15)	1.08 (0.23)	1.12 (0.11)	0.99 (0.08)	0.98 (0.13)	1.08 (0.10)	1.09 (0.07)
最上川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.11 (0.05)	1.06 (0.05)	1.02 (0.11)	1.07 (0.05)	1.08 (0.06)	1.07 (0.09)	1.09 (0.09)	1.13 (0.06)	0.98 (0.07)	1.00 (0.08)	0.97 (0.03)	1.04 (0.05)	1.05 (0.01)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	1.00 (0.03)	0.99 (0.03)	1.05 (0.01)	1.23 (0.23)	1.30 (0.51)	1.17 (0.31)	1.16 (0.19)	1.10 (0.05)	1.23 (0.15)	1.04 (0.16)	0.97 (0.07)	0.91 (0.04)	1.09 (0.12)
利根川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.15 (0.19)	1.06 (0.11)	1.08 (0.15)	1.05 (0.07)	1.05 (0.11)	1.04 (0.12)	1.13 (0.08)	1.07 (0.04)	1.00 (0.06)	1.10 (0.15)	0.99 (0.06)	1.04 (0.02)	1.06 (0.02)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	1.02 (0.12)	1.08 (0.10)	1.06 (0.12)	1.09 (0.15)	1.04 (0.17)	1.02 (0.13)	1.14 (0.18)	1.11 (0.13)	1.07 (0.21)	0.95 (0.13)	0.92 (0.12)	0.94 (0.13)	1.04 (0.07)
木曽川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.07 (0.12)	1.11 (0.15)	1.04 (0.13)	1.02 (0.08)	1.02 (0.12)	1.00 (0.17)	1.03 (0.10)	1.07 (0.09)	1.04 (0.14)	1.09 (0.21)	0.92 (0.05)	1.03 (0.02)	1.03 (0.03)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	1.03 (0.12)	1.11 (0.12)	1.07 (0.12)	1.07 (0.13)	1.05 (0.15)	1.07 (0.19)	1.12 (0.18)	1.09 (0.15)	1.06 (0.23)	1.01 (0.17)	0.94 (0.12)	0.96 (0.14)	1.05 (0.08)
淀川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.04 (0.12)	1.09 (0.20)	1.05 (0.11)	1.01 (0.05)	1.02 (0.18)	1.02 (0.18)	1.09 (0.08)	1.10 (0.14)	1.11 (0.12)	1.14 (0.25)	0.93 (0.06)	1.03 (0.06)	1.05 (0.04)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	1.02 (0.13)	1.13 (0.15)	1.07 (0.13)	1.08 (0.12)	1.06 (0.15)	1.05 (0.19)	1.15 (0.19)	1.09 (0.17)	1.07 (0.23)	1.00 (0.18)	0.93 (0.11)	0.94 (0.14)	1.05 (0.08)
吉野川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.07 (0.10)	1.16 (0.33)	1.08 (0.07)	0.99 (0.05)	1.01 (0.20)	1.03 (0.17)	1.06 (0.06)	1.11 (0.16)	1.10 (0.04)	1.19 (0.38)	0.92 (0.05)	1.13 (0.14)	1.06 (0.03)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	0.99 (0.21)	1.14 (0.22)	1.04 (0.14)	1.08 (0.10)	1.06 (0.11)	1.06 (0.18)	1.16 (0.17)	1.08 (0.20)	1.06 (0.25)	1.02 (0.18)	0.92 (0.15)	0.94 (0.16)	1.05 (0.09)
筑後川	MRI-AGCM (標準偏差)	1.07 (0.09)	1.13 (0.18)	1.15 (0.09)	1.05 (0.06)	1.04 (0.15)	1.03 (0.19)	1.02 (0.16)	1.13 (0.13)	1.21 (0.18)	1.14 (0.32)	1.00 (0.14)	1.18 (0.13)	1.08 (0.05)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	0.97 (0.21)	1.09 (0.22)	1.03 (0.13)	1.05 (0.10)	1.06 (0.13)	1.06 (0.18)	1.15 (0.16)	1.10 (0.21)	1.04 (0.23)	1.06 (0.18)	0.92 (0.16)	0.93 (0.15)	1.04 (0.09)

※ 最上川流域の降水量以外について Welch 検定を行い，5%の危険率で平均値に有意な差があるものを灰色で色づけしている。



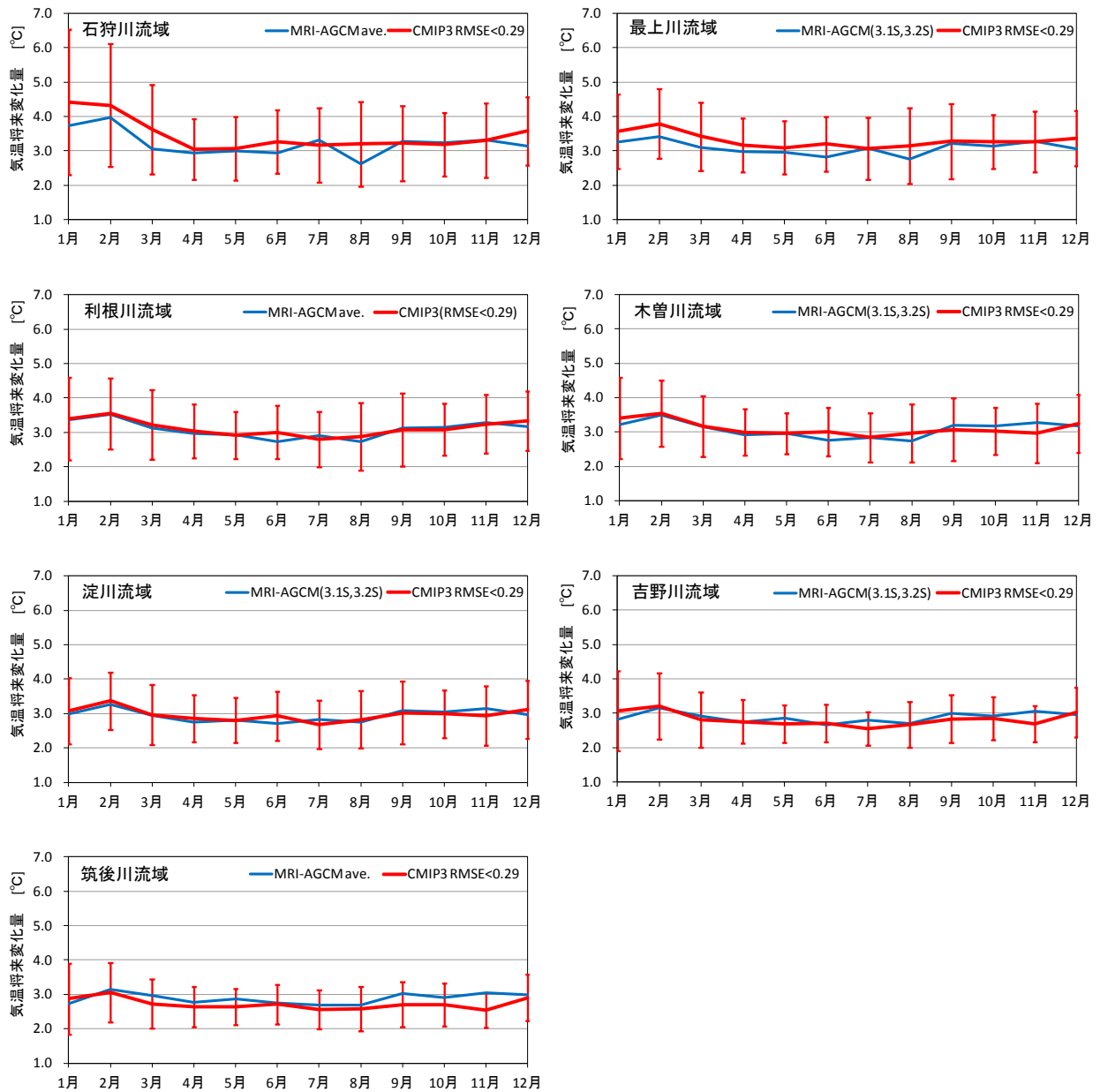
※ 赤色の縦の線分は CMIP3 のモデル間標準偏差

図 6.4 降水量の将来変化 (現在 : 1980~1999 年, 将来 : 2080~2099 年)

表 6.5 気温の流域別将来変化（現在：1980～1999 年，将来：2080～2099 年）

流域		気温 将来変化量 (将来－現在) °C												
		1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月	年間
石狩川	MRI-AGCM (標準偏差)	3.49 (0.30)	3.59 (0.45)	3.04 (0.13)	3.10 (0.28)	2.91 (0.23)	3.00 (0.14)	3.10 (0.36)	2.96 (0.45)	3.38 (0.26)	3.21 (0.12)	3.29 (0.32)	3.23 (0.28)	3.19 (0.05)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	3.63 (1.36)	3.93 (1.44)	3.65 (1.29)	3.22 (1.08)	3.05 (0.82)	2.96 (1.03)	3.04 (1.33)	3.16 (1.03)	3.19 (1.05)	3.20 (0.90)	3.30 (1.06)	3.34 (1.11)	3.30 (0.98)
最上川	MRI-AGCM (標準偏差)	3.18 (0.22)	3.18 (0.42)	3.01 (0.10)	2.92 (0.17)	2.76 (0.24)	2.81 (0.13)	2.97 (0.23)	2.84 (0.20)	3.16 (0.19)	3.06 (0.09)	3.23 (0.14)	3.22 (0.23)	3.03 (0.07)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	2.83 (0.89)	2.94 (0.83)	2.75 (0.64)	2.58 (0.63)	2.70 (0.65)	2.65 (0.66)	2.52 (0.88)	2.65 (0.85)	2.88 (0.79)	2.86 (0.88)	2.81 (0.81)	2.87 (0.68)	2.75 (0.70)
利根川	MRI-AGCM (標準偏差)	3.28 (0.22)	3.27 (0.44)	3.07 (0.08)	2.96 (0.15)	2.77 (0.22)	2.70 (0.08)	2.83 (0.18)	2.77 (0.12)	3.05 (0.20)	3.06 (0.10)	3.21 (0.18)	3.26 (0.16)	3.02 (0.07)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	2.84 (0.83)	3.03 (0.86)	2.81 (0.74)	2.58 (0.67)	2.70 (0.70)	2.61 (0.69)	2.47 (0.80)	2.59 (0.88)	2.81 (0.77)	2.76 (0.89)	2.63 (0.72)	2.81 (0.63)	2.72 (0.69)
木曽川	MRI-AGCM (標準偏差)	3.14 (0.19)	3.22 (0.46)	3.10 (0.12)	2.98 (0.25)	2.78 (0.23)	2.72 (0.08)	2.77 (0.17)	2.74 (0.12)	3.04 (0.24)	3.12 (0.12)	3.20 (0.25)	3.25 (0.14)	3.00 (0.08)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	2.82 (0.85)	3.07 (0.89)	2.75 (0.75)	2.64 (0.87)	2.72 (0.82)	2.61 (0.72)	2.50 (0.85)	2.63 (0.99)	3.03 (0.92)	3.02 (1.04)	2.84 (0.73)	2.91 (0.66)	2.79 (0.79)
淀川	MRI-AGCM (標準偏差)	2.94 (0.13)	3.05 (0.35)	2.89 (0.10)	2.75 (0.11)	2.67 (0.26)	2.72 (0.06)	2.77 (0.16)	2.74 (0.10)	2.99 (0.18)	3.03 (0.09)	3.06 (0.23)	3.05 (0.16)	2.89 (0.07)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	3.12 (1.20)	3.17 (1.04)	2.89 (0.81)	2.74 (0.85)	2.82 (0.76)	2.63 (0.69)	2.57 (0.78)	2.68 (0.88)	2.95 (0.82)	2.96 (0.94)	2.78 (0.70)	2.98 (0.71)	2.86 (0.77)
吉野川	MRI-AGCM (標準偏差)	2.80 (0.06)	2.97 (0.32)	2.88 (0.11)	2.77 (0.08)	2.66 (0.29)	2.72 (0.10)	2.70 (0.16)	2.67 (0.11)	2.97 (0.14)	2.97 (0.11)	2.99 (0.23)	3.00 (0.18)	2.84 (0.05)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	2.87 (0.87)	3.05 (0.82)	2.83 (0.73)	2.62 (0.81)	2.72 (0.78)	2.66 (0.80)	2.55 (0.88)	2.55 (0.97)	2.99 (0.98)	2.88 (1.01)	2.73 (0.96)	2.86 (0.79)	2.77 (0.80)
筑後川	MRI-AGCM (標準偏差)	2.78 (0.12)	2.98 (0.31)	2.95 (0.12)	2.77 (0.08)	2.71 (0.25)	2.79 (0.07)	2.66 (0.11)	2.66 (0.13)	3.03 (0.12)	2.97 (0.14)	2.94 (0.24)	3.01 (0.25)	2.85 (0.05)
	CMIP3 選別 (標準偏差)	3.05 (0.99)	3.07 (0.81)	2.83 (0.75)	2.67 (0.87)	2.70 (0.73)	2.70 (0.70)	2.71 (0.84)	2.62 (0.97)	3.19 (0.87)	3.05 (0.90)	2.87 (0.86)	3.01 (0.78)	2.87 (0.78)

※ Welch 検定を行い，5%の危険率で平均値に有意な差があるものを灰色で色づけしている。



※ 赤色の縦の線分は CMIP3 のモデル間標準偏差

図 6.5 気温の将来変化（現在：1980～1999 年，将来：2080～2099 年）

6.2.6 再現性と将来変化の関係性

前述したように、国内の流域スケールで評価した現在気候の再現性については、CMIP よりも解像度の高い MRI-AGCM の方が良好である。CMIP3 についても、現在気候の再現性によって選別した GCM のマルチモデルアンサンブルは、観測値に近づくと共にモデル間の標準偏差は小さくなり、予測の不確実性は低減する。しかしながら、降水量の将来変化率（気温ならば将来変化量）でみると、MRI-AGCM と CMIP3 のモデル群が示す平均値に、統計的に有意な差はほとんど認められない。特に降水量については、MRI-AGCM の 4 モデルの海面温度が同一であるにも関わらず、モデル間の予測のばらつきは CMIP3 とさほど変わらない結果となった。将来気候の検証を現段階で行う術はないが、現在気候の再現性がよいモデルを集めればある値に収束するというものではなく、GCM の解像度と将来の気候変化との間に明瞭な関係性は存在していないことが示唆された。

一般に、GCM の出力値をダウンスケーリングしたり、バイアス補正を行ったりすることは、予測精度の向上を図るものである。MRI-AGCM を、CMIP3 に対してダウンスケーリングを行ったものと読み替え、また、現在気候と将来気候の変化分に着目することでバイアス補正は打ち消されることを勘案すると、以下のような推論が導かれる。つまり、ダウンスケーリングやバイアス補正は GCM の再現性を向上させることに効果はあるが、将来気候の予測に対する不確実性を劇的に低減することは難しいということである。

6.3 日降水量を用いた極端現象に対する温暖化影響の検討

ここまでは月別値を用いた解析を行ってきたが、水文分野においては大雨や渇水などの極端現象が温暖化によりどのように変化するかという問いは、非常に重要なテーマである。IPCC の第四次評価報告書 (IPCC, 2007) によると、ほとんどの地域で大雨の頻度が増加する可能性が非常に高く、干ばつの影響を受ける地域の増加する可能性が高い、とされている。こういった現象は月別値では評価が困難であるため、ここでは日降水量を用いて検討を行う。

6.3.1 解析項目

GCM による将来予測において、大雨や渇水の頻度や強度がどのように変化しているのかを把握するため、以下の項目について調査した。なお、日降水量データが利用できる CMIP3 の GCM は限られており、表 6.1 に示した 25 の GCM のうち 17 の GCM と、MRI-AGCM の 4 つの GCM の実験結果を用いて解析を行った。

(1) 日降水量の上位 2%強度

大雨を示す指標として、日降水量の上位 2%降水強度に着目した。現在もしくは将来気候の 20 年間について、日降水量の大きいものから 2% (146 日分) の降水強度を算出し、比較した。日単位の降水は空間スケールが小さいことから、図 6.1 で示した流域別に、最も上位 2%の降水強度が大きいメッシュを抽出し、それをその流域の代表値とした。現在気候と将来気候を比較する際は、降水強度最大のメッシュ同士で比較しており、同一のメッシュになるとは限らない。また、全期間のデータから大きい順に抽出しているため、特定の年や季節に偏っている可能性があり、現在と将来の比較についても必ずしも同じ季節を対比している訳ではないことに注意が必要である。

(2) 無降水日数

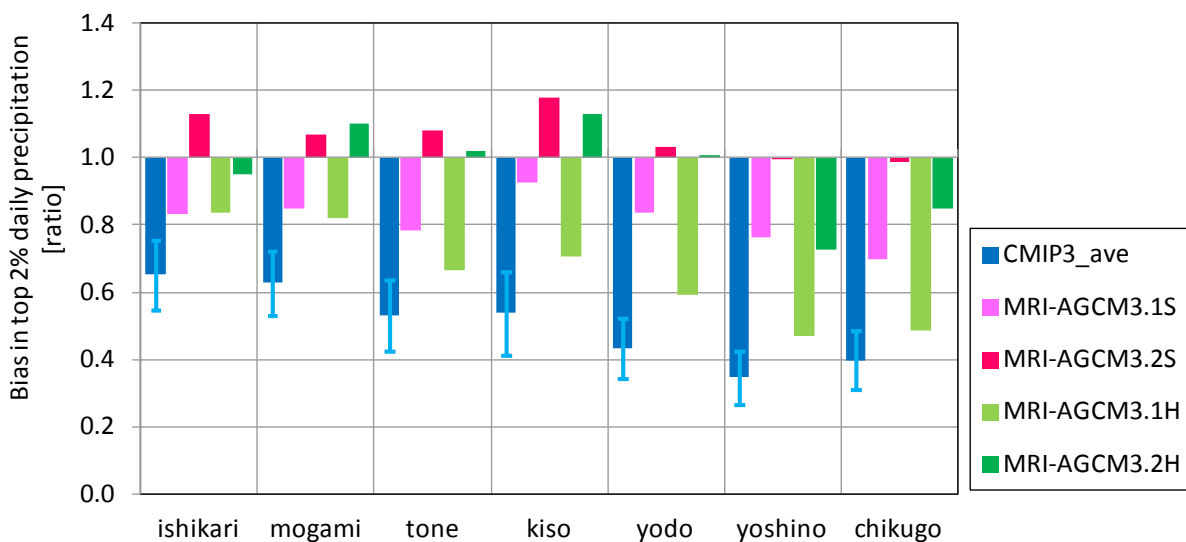
渇水を示す指標として、日降水量が 1mm 以下である日を無降水日と定義し、年間の平均無降水日数を比較した。ここでは無降水日が連続するかどうかについては考慮していない。渇水は大雨と比較するとその影響範囲が大きいことから、図 6.1 で示した流域別に無降水日数を平均して代表値とした。

6.3.2 日降水量の上位2%

(1) 現在気候再現性

大雨を表す指標として解析対象とした日降水量の上位2%に該当する平均降水強度について、図 6.6 にアメダス観測値を基準としたバイアス比を示した。ほとんどの流域および GCM でバイアス比は 1 を下回っており、モデル上での強雨は実際よりも過小評価になっている。特に CMIP3 については、降雨強度が実測の半分程度しかなく、解像度の粗い GCM を用いて時空間スケールの細かい現象を再現することの限界を表している。MRI-AGCM については、20km と 60km の解像度の違いよりも、3.1 と 3.2 の違いの方が大きく、全体的に 3.2S/3.2H の再現性が良好であった。3.1 と 3.2 の違いは、積雲対流スキームの変更が主要な点であり (Mizuta et al., 2012)、この影響で予測精度が改善したと考えられる。特に MRI-AGCM3.2S については、アメダス観測値と非常によく一致している。MRI-AGCM3.2H についても良好な再現性を示しているが、比較的雨が多い地域である吉野川および筑後川流域において若干過小予測となっている。

GCM が一般的に持つ課題として、時空間スケールの小さい強雨を表現することが難しく、降水量は過小となることが挙げられる。この課題に対し、GCM を高解像度化したり、サブグリッドスケールのパラメタリゼーションを変更したりすることで、再現性が改善していることを示すよい例である。

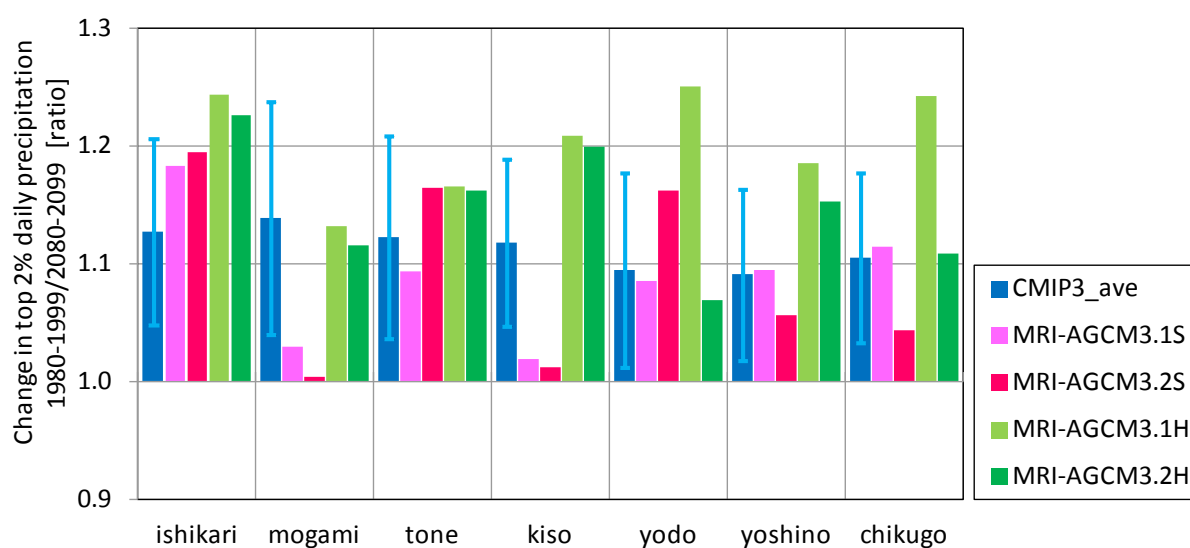


※ 流域別に最大となる一次メッシュ同士で比較
CMIP3 の縦の線分は 17 の GCM 間の標準偏差

図 6.6 上位2%日降水量のバイアス比 (GCM/アメダス)

(2) 将来変化

次に日降水量上位 2% の強度の将来変化について、図 6.7 に現在気候（1980-1999 年）に対する将来気候（2080-2099 年）の比率を示した。全てにおいて大雨時の降水強度は増加する傾向にある。個々の GCM をみると流域による差があるものの、異なる GCM 間で傾向は異なるため、明瞭な流域間の違いは認められない。CMIP3 と MRI-AGCM を比較すると、CMIP3 の標準偏差を超えて MRI-AGCM の個々のモデルがばらついている場合もあるが、平均すると両者の GCM 群で同程度の増加傾向であり、概ね降水強度は 1.1 倍程度増加することを示している。



※ 流域別に最大となる一次メッシュ同士で比較
CMIP3 の縦の線分は 17 の GCM 間の標準偏差

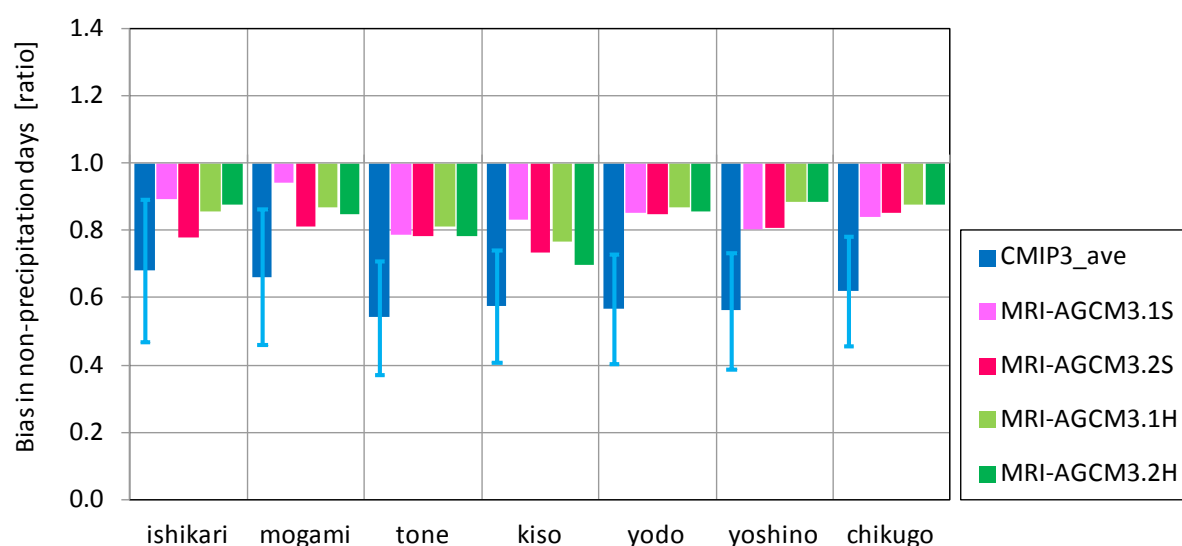
図 6.7 上位 2% 日降水量の将来変化

6.3.3 無降水日数

(1) 現在気候再現性

1mm 未満の降水量であった日を無降水日と定義し，その年間平均日数について解析を行った．図 6.8 はアメダス観測値を基準としたバイアス比である．全ての流域および GCM で 1 を下回っているため，モデル上での予測においては，現実よりも無降水日が少なくなっている．特に CMIP3 で過小傾向は大きく，平均的にモデル上の無降水日は現実の 6 割程度しかない．MRI-AGCM については，4 つの GCM に大きな違いはなく，平均的に 1 割程度の過小評価になっている．

図 6.7 で示した大雨の再現性とあわせると，GCM を用いた予測は大雨については弱く，無降水日については少なくなっている．この傾向は程度の差はあるものの，MRI-AGCM でも同じである．表 6.2 で示したように，MRI-AGCM は年間を通した平均的な降水量の再現性は良好であることを勘案すると，GCM の予測は降水量の表現に関して時空間的なメリハリが弱い，ということができる．

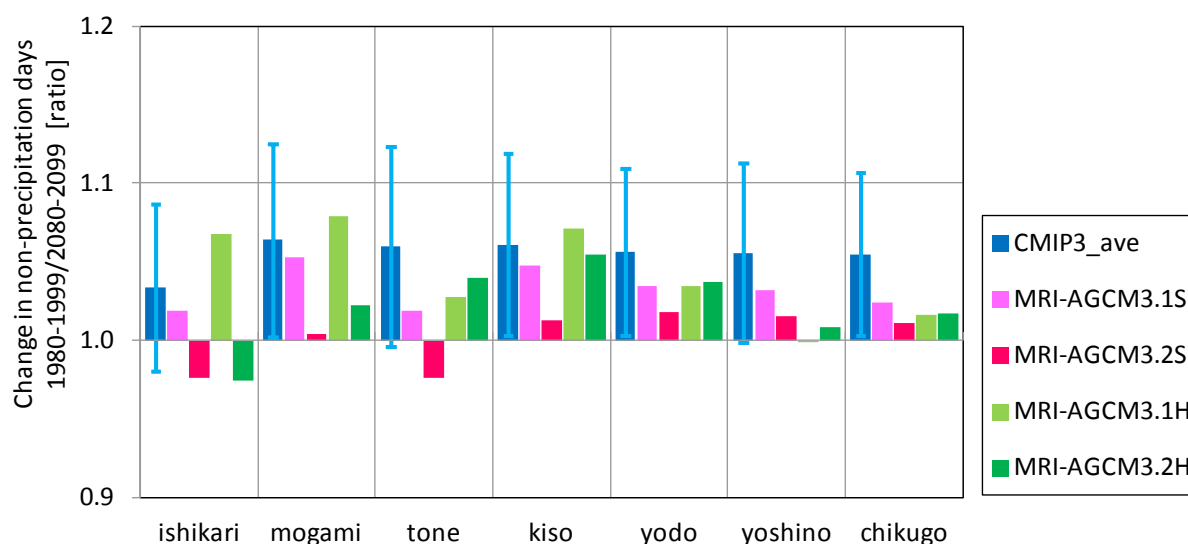


※ 流域別に最大となる一次メッシュ同士で比較
CMIP3 の縦の線分は 17 の GCM 間の標準偏差

図 6.8 無降水日（1mm/day 未満）数のバイアス比（GCM/アメダス）

(2) 将来変化

図 6.9 は無降水日数の将来変化を、現在気候（1980-1999 年）に対する将来気候（2080-2099 年）の比率で示したものである。全体的に現在よりも無降水日数はやや増加する傾向にあり、渇水が若干深刻化する可能性を示唆している。GCM により予測結果はばらついており、流域別の明瞭な差異は見受けられない。CMIP3 については、解像度が粗いこともあり、将来変化についても流域ごとの差があまりないが、石狩川流域の変化は他の流域に比べて小さい。一方、MRI-AGCM については、個々の GCM については流域により将来変化に差があるものの、GCM によりその傾向は異なるため、4 つのモデルを平均すると流域の差は平滑化されてしまう。MRI-AGCM の個々の GCM の予測結果は、概ね CMIP3 の標準偏差内に入っており、平均すると CMIP3 の方が若干増加率は大きい結果となっている。



※ 流域別に最大となる一次メッシュ同士で比較
CMIP3 の縦の線分は 17 の GCM 間の標準偏差

図 6.9 無降水日（1mm/day 未満）数の将来変化

6.3.4 将来予測の不確実性

日降水量について上位 2%強度および無降水日数についてそれぞれ解析を行ったが、いずれの項目についても、現在気候の再現性は CMIP3 に比べて MRI-AGCM の方が優れている結果となった。モデルを高解像度化する目的がこのようなスケールの小さい現象を精度よく予測することであるため、ある意味では順当な結果であるといえる。特に MRI-AGCM の 3.2S/3.2H は、日降水量上位 2%の強度における再現性が顕著に向上しており、モデルの高度化は現在気候の予測に対する不確実性を低減につながっている。

一方、将来気候の予測については、モデルの高解像度化や現在気候の再現性の向上が、ほとんど反映されていない。現在気候の再現性が良好であった MRI-AGCM も、将来変化を取り出して比較した場合、モデルによって結果は異なっており予測の不確実性は大きい。再現性を向上させても将来予測はある値に収束しているわけではないため、非常に扱いが難しくなる。例えば、温暖化の影響評価を行う場合、GCM の実験結果を外力として扱うことが一般的であるが、用いる GCM によって予測が異なるため、どのような高解像度・高精度の GCM を用いたとしても、単一のデータだけでは信頼性に乏しい。

また、いずれの項目で比較しても、CMIP3 による将来の気候変化は MRI-AGCM とそれほど変わらないことも特徴的である。勿論、降水量の分布や時系列変化など、解像度の細かい MRI-AGCM は CMIP3 よりも精度よく予測されており、流域に応じた降水特性を表現している。しかし、現在と将来の変化分に着目した場合、解像度の影響は打ち消されて MRI-AGCM と CMIP3 の差は小さくなっている。加えてモデルごとのばらつきは大きく、CMIP3 だけでなく MRI-AGCM の 4 モデルだけで比較しても、流域ごとの明瞭な特徴はみられない。平均的な降水量だけでなく、日降水量の上位 2%強度や無降水日数でも流域に応じた変化傾向はみられないため、温暖化による将来変化は局地的な条件よりも、空間的に大きなスケールの寄与が大きいと考えられる。

一方、CMIP3 と MRI-AGCM で将来変化に大きな差がないことから考えると、解像度の粗い CMIP3 の GCM の予測結果を、日本国内の温暖化影響評価に用いることも可能である。解像度の粗い GCM では、出力値をそのまま利用するのは難しいとされるが、将来的にどの程度降水量が増えるのか、といった変化の情報に限定すれば、時空間的に緻密な再現性は要求されない。MRI-AGCM は高解像度で再現性も非常に良好であるが、計算機負荷が膨大であることから、温室効果ガスの排出シナリオは A1B の 1 種類しかない。CMIP3 はモデルによっては、数種類のシナリオに対してそれぞれ予測結果が存在するため、影響評価に用いることが可能なデータは飛躍的に増加する。

現在気候の再現性を向上させたところで、将来予測をある特定の値に収束させることは困難であることが示唆されたことから、単一の GCM を使うのではなく、なるべく多くの GCM による予測結果を考慮することは重要である。予測の不確実性を低減する方法の一つとしては、マルチモデルアンサンブルがあげられる。表 6.6 はこれまで解析した結果を、流域別にまとめたものであり、数字は CMIP3 と MRI-AGCM の GCM 群の平均値である。この値が正解というわけではないが、複数のモデルが平均的に示している結果として目安となる数字である。

表 6.6 流域別の降雨特性の将来変化

Characteristic	GCM	ishikari	mogami	tone	kiso	yodo	yoshino	chikugo
annual precipitation	MRI-AGCM	1.12	1.05	1.06	1.03	1.05	1.06	1.08
	CMIP3	1.09	1.09	1.04	1.05	1.05	1.05	1.04
top 2% precipitation	MRI-AGCM	1.21	1.07	1.15	1.11	1.14	1.12	1.13
	CMIP3	1.13	1.14	1.12	1.12	1.09	1.09	1.11
non-precipitation days	MRI-AGCM	1.01	1.04	1.02	1.05	1.03	1.01	1.02
	CMIP3	1.03	1.06	1.06	1.06	1.06	1.06	1.05

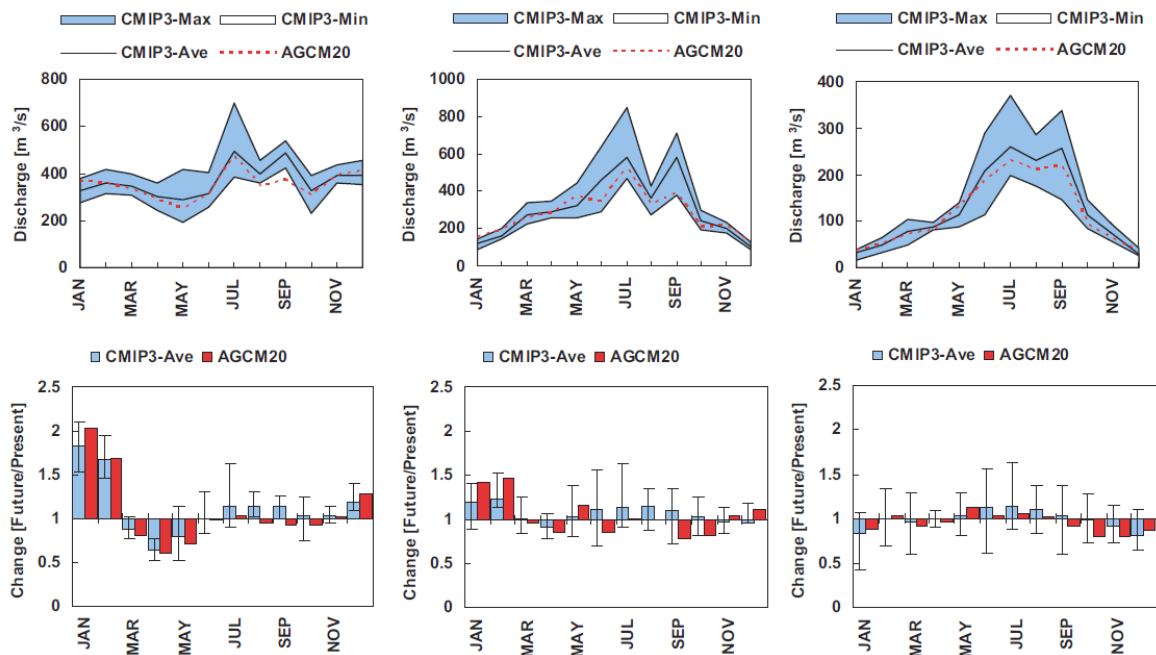
※ CMIP3 の年降水量の将来変化は、再現性を基準に選別した GCM によるアンサンブル平均
 CMIP3 の日降水量上位 2%および無降水日数の将来変化は、17 の GCM によるアンサンブル平均
 MRI-AGCM は将来変化は、全て 4 つの GCM をアンサンブル平均している

6.4 「気候変動情報データベース」により温暖化外力を設定した研究事例

第5章で開発した「気候変動情報データベース」は、様々な分野で利用されることを期待し、2010年からインターネットで公開している。この情報を用いて行われた研究が既に存在するため、内容について簡単に紹介するとともに、考察を行う。

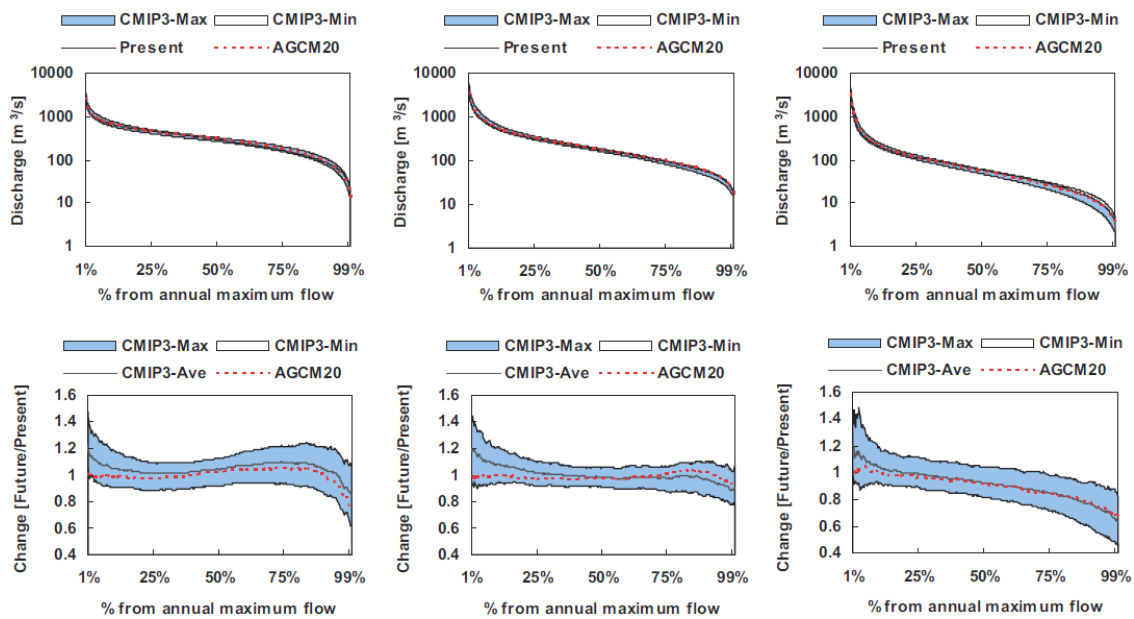
6.4.1 分布型流出モデルによる流況解析 (Sato et al., 2011)

Sato et al. (2011) は、最上川、木曽川および吉野川の3つの流域において、分布型流出モデルを用いた流況解析を行っている。降水量、気温、風速などを入力値として、熱収支モデル SVAT (Sato et al., 2008) と分布型流出モデル Hydro-BEAM (Kojiri, 2006) により河川流量を予測するという手法である。現在気候の再現計算は、観測値を入力データにして予測計算を行っている。将来気候の予測計算においては、第4章で述べた気候変化上乗せ法により、「気候変動情報データベース」から抽出した気候変化値 (CMIP3 の8つの GCM, MRI-AGCM3.1S) を観測値に適用することで予測計算を行っている。予測結果は、河川流量の将来変化 (図 6.10) と流況曲線 (図 6.11) について、幅を持った形で表現している。これは将来気候の外力を観測値に上乗せして入力データを作成しているためデータの準備が容易であり、複数ケースの予測計算を行うことが可能であったためと考えられる。



出典：Sato et al. (2011)

図 6.10 河川流量の将来変化 (左：最上川、中央：木曽川、右：吉野川)

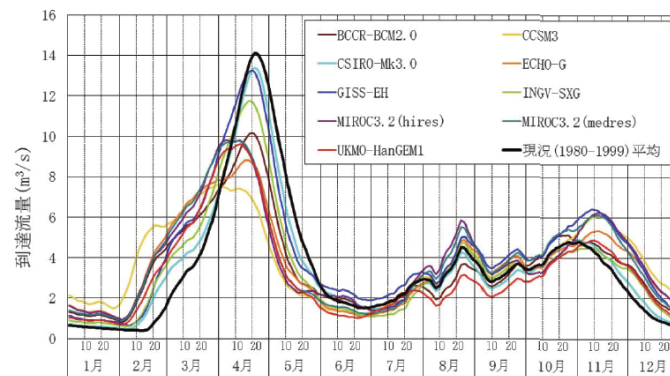


出典：Sato et al. (2011)

図 6.11 流況曲線の将来変化（左：最上川，中央：木曽川，右：吉野川）

6.4.2 タンクモデルを用いた融雪流出解析（中村ら，2014）

中村ら（2014）は、北海道内のある地域を対象に、タンクモデルを用いた長期流出解析を行っている。アメダスの気温および降水量を入力データとして、モデルの調整を行っている。将来気候における解析は、「気候変動情報データベース」から9つのGCMによる気候変化値を抽出し、気候変化上乘せ法によって入力データを作成し、タンクモデルによる予測計算を行っている。図6.12に示すように、外力を設定したGCM別に流出解析結果を求めている。



C頭首工地点

出典：中村ら（2014）

図 6.12 流出解析結果

6.4.3 気候変化上乘せ法の利点と課題

Sato et al. (2011) および中村ら (2014) の研究は、いずれも複数の GCM の予測結果を用いて流出計算を行っている。いずれも気候変化上乘せ法を用いているため、観測値をベースとしてそれに気候変化値を加味した時系列データを入力条件としている。

このような計算を従来の手法、つまり GCM のダウンスケーリング+バイアス補正で行った場合、様々な課題をクリアする必要がある。バイアス補正やダウンスケーリングを行う場合、年降水量や月平均降水量、時間最大降水量、降水量の頻度分布など、それらを空間分布も併せて実況値と一致させることは不可能であり、厳密に補正するほど物理的な不整合が問題となってくる。GCM ごとに予測結果の特性が異なるため、ダウンスケーリングやバイアス補正の手法を個々に調整する必要があり、流出解析のための入力データを作成するまでに膨大な時間と手間がかかることが予想される。さらに、元データとなった GCM ごとに全く異なる時系列データが作成されていると考えられるため、流出結果のばらつきが温暖化の影響なのか、異なる GCM を使ったことによるものなのか、切り分けが非常に難しくなるだろう。

それに対し気候変化上乘せ法では、観測値を直接利用するためバイアス補正を必要とせず、GCM の実験結果から現在と将来の気候変化値のみを抽出して利用する。逆にいうと、気候値のみを対象として扱う場合、バイアス補正をして将来予測値を推定することと、観測値に気候変化値を加味して将来予測値を推定することに、本質的な違いはない。本論文では一次メッシュ単位でデータを整理していることから、気候変化値の解像度もそれに準ずるが、既存の観測点の密度および時間間隔に応じた水平分布を持つ観測データを利用することで、地域特性を反映した将来推定値が得られる。気候変化値に情報を集約したことで、流出計算の結果をシンプルに相互比較することが可能となる。Sato et al. (2011) および中村ら (2014) の研究のように、気候値的な変化として現象を捉え、ある程度長期的に解析を行う場合に適した手法といえる。

反面、気候変化値以外の情報をそぎ落としていることには、注意が必要である。観測値をベースとしているため、時系列データの傾向は現在気候と将来気候とで全く同じのものになってしまう。温暖化により、梅雨期が早まる、あるいは台風の襲来数が変化する、という実験結果を GCM が出力していた場合でも、これらの情報は直接反映されないことになる。個別の気象現象を議論するためには、ダウンスケーリングなど、別のアプローチが必要であろう。例えば、台風の通過コースを少しずつ変化させて、対象地域に対する最大クラス台風を探索する研究（奥ら, 2010）などが挙げられる。

6.5 結語

本章では、第4章で開発した温暖化影響評価手法を用いて、国内の主要7流域において解析を行った。CMIP3の解像度の粗いGCMと、全球20kmもしくは60kmの非常に高解像度なMRI-AGCMを比較することで、流域スケールの水文解析に対してどのようにGCMの実験結果を利用できるかについて検討を行った。本章で得られた研究成果を以下に示す。

1. 一次メッシュ単位に整理した降水量および気温の月別平均値を用いて、国内の代表的な7流域を対象に解析を行ったところ、個々のGCMは高解像度なMRI-AGCMに比べて再現性は低かった。
2. CMIP3の個々のGCMを再現性によって選別した上でアンサンブル平均を求めた場合、CMIP3の中で最も再現性の良好なGCMを上回り、さらにMRI-AGCMに近い再現性を有することがわかった。グローバルスケールに留まらず、流域スケールにおいてもマルチモデルアンサンブルの有効性が具体的に実証され、CMIP3のような解像度の粗い気候モデルを用いても地域特性の議論が可能となることが示唆された。
3. 流域別では最上川流域の降水量の再現性はどのGCMにおいても非常に低く、GCMによる予測が難しい地域が存在することがわかった。降水量に比べると気温の再現性は総じて高い傾向であった。
4. 現在(1980~1999年)に対する将来(2080~2099年)の月別平均値の気候変化は、降水量についてはGCM間のばらつきは大きく、増減どちらについても予測するGCMが存在する。GCMの解像度や現在気候再現性と将来変化の間に関連性は認められず、MRI-AGCMの4つのGCM間でも降水量の将来変化はばらつきが大きいことがわかった。高解像度で再現性の高い気候モデルを用いたとしても、予測の不確実性は単純に低減できないことが示唆された。気温については全てのGCMが上昇を予測しており、その幅にばらつきがあるもののアンサンブル平均はCMIP3とMRI-AGCMでほぼ一致していた。
5. 極端現象について議論するため、日降水量のデータのあるCMIP3の17のGCMと、MRI-AGCMの4つのGCMによる実験結果を用いて解析を行った。現在気候の再現性は、全ての項目でMRI-AGCMが上回り、地域に応じた降水特性を再現していた。CMIP3は解像度が粗いことから、マルチモデルアンサンブルを行っても明確な地域差が出にくい傾向にあった。CMIP3は日降水量の上位2%強度および無降水日数のいずれについても過小評価であった。
6. 日降水量の上位2%および無降水日数の将来変化については、CMIP3およびMRI-AGCMのGCM群をそれぞれ平均した場合、大きな差はみられず、どの地域の将来変化も同じような値であった。GCMによる予測のばらつきが大きく、再現性の高いMRI-AGCMの4つのモデル

だけで比較しても、ある特定の値に収束するという事はなかった。

月別値および日降水量を用いたいずれの解析からも、GCM の解像度や現在気候再現性と将来変化の間に関連性は認められず、高解像度で再現性の高い気候モデルを用いたとしても、予測の不確実性は単純に低減できないことが示唆された。したがって、複数の GCM 出力値を比較検証することが重要であり、温暖化影響評価において不可欠な視点であるといえる。

本章の後半では、本論文で確立した手法（気候変動情報データベース＋気候変化上乘せ法）により流出解析を行った研究事例を紹介した。気候変化値を観測値に加味して将来の時系列データを推定する手法により、長期的な水文解析など様々な分野において、平均的な気候値の変化を対象とした温暖化影響評価を実施することが可能である。ただし、この手法の適用できる範囲には限界があり、平均的な気候値の変化に対する影響を検討するには適しているが、台風や集中豪雨など、個々の現象に対する評価は手法上不可能であることに注意が必要である。

参考文献

- IPCC (2007): Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, Cambridge University Press, 996pp.
- Kojiri T. (2006), Hydrological River Basin Assessment Model (Hydro-BEAM), In Singh V.P. and Frevent D.K., "Watershed models", Taylor & Francis, CRC Press, Boca Raton, Florida, pp.613–626.
- Mizuta, R., Yoshimura, H., Murakami, H., Matsueda, M., Endo, H., Ose, T., Kamiguchi, K., Hosaka, M., Sugi, M., Yukimoto, S., Kusunoki, S. and Kitoh, A. (2012): Climate simulations using MRI-AGCM3.2 with 20-km grid. J. Meteor. Soc. Japan, 90A, pp.233-258.
- Murphy, J.M., Sexton, D.M.H., Jenkins, G.J., Booth, B.B.B., Brown, C.C., Clark, R.T., Collins, M., Harris, G.R., Kendon, E.J., Betts, R.A., Brown, S.J., Humphrey, K.A., McCarthy, M.P., McDonald, R.E., Stephens, A., Wallace, C., Warren, R., Wilby, R. and Wood, R.A. (2009): UK Climate Projections Science Report: Climate Change Projections, Exeter, UK, Meteorological Office Hadley Centre, 192pp.
- Okada, M., Iizumi, T., Nishimori, M. and Yokozawa, M. (2009): Mesh climate change data of Japan ver. 2 for climate change impact assessments under IPCC SRES A1B and A2, Journal of Agricultural Meteorology, Vol. 65, pp.97-109.

Sato, Y., Kojiri, T., Michihiro, Y., Suzuki, Y. and Nakakita, E. (2011): Analysis of Extreme Hydrological Events in Major River Basins in Japan under Climate Change, Proceedings of the 34th IAHR Congress, pp.710-717.

Sato Y., Ma X.Y., Xu J.Q., Matsuoka M., Zheng H.X., Liu C.M. and Fukushima Y. (2008), Analysis of long-term water balance in the source area of the Yellow River basin, Hydrological Processes 22, pp.1618-1629.

飯泉仁之直, 西森基貴, 石郷岡康史, 横沢正幸 (2010) : 統計的ダウンスケーリングによる気候変化シナリオ作成入門, 農業気象, Vol. 66, pp.131-143.

奥勇一郎・吉野純・石川裕彦・竹見哲也・中北英一 (2010) : 将来の極端台風の複数経路計算による可能最大被害予測, 京都大学防災研究所年報, 53, pp.371-376.

葛葉泰久・友杉邦雄・岸井徳雄 (2002) : 降水量の空間相関構造, 水工学論文集, 第 46 巻, pp.127-132.

佐藤友徳 (2010) : 疑似温暖化実験, 天気, 57, pp.111-112.

中村和正・伊藤暢男・須藤勇二 (2014) : 流域の平均標高が気候変動による融雪の早期化に与える影響, 寒地土木研究所月報, 第 730 号, pp.23-28.

藤原洋一・田中賢治・渡邊紹裕・小尻利治 (2008) : GCMs・ダウンスケーリング・水文モデルに起因する温暖化影響評価の不確実性, 土木学会水工学論文集, 第 52 巻, pp.373-378.

第 7 章

結論

水文・水資源の分野をはじめとして、様々な分野で立案されている計画の中には、過去の観測データに基づいて策定されているものが少なくない。これらの計画は、長期的には気候変動の影響を考慮したリスク管理を行う必要がある。気候変動の影響の定量的な評価については気候モデルによる数値実験結果に大きく依存しており、気候モデルの再現性について正確に理解しておくことが重要である。本論文では、複数の気候モデル実験結果を収集し、国内の温暖化影響評価に資するための手法を確立することを主題とした。気候モデルの実験は 100 年スケールの将来を予測することであり、予測には多くの不確実性が含まれる。特に我が国では、2011 年の東日本大震災により福島第一原子力発電所で重大な事故が発生した。これにより原子力発電に依存した国のエネルギー政策は抜本的な見直しが迫られると同時に、世界的にも原子力発電を縮小する動きがある。当然、温室効果ガスの排出量の推移にも大きな影響があるため、従来重視されていたシナリオによる実験結果の信頼性も変わってくるのが考えられる。こういった状況を鑑みると、特定の想定で行った将来実験結果を偏重するのではなく、様々なデータを俯瞰的に分析する視点が重要であり、それこそが本論文の各章で展開した研究の共通テーマであった。

第 2 章では、複数の気候モデルの現在気候再現実験結果を解析し、日本周辺における気候モデルの再現性を主要な水文気象要素について評価した。モデルの解像度が粗いため日本列島は十分に表現されておらず、日本の周辺領域を陸域および 4 つの海域に五区分して解析した。気象要素によっては気候モデルごとに結果が大きくばらつき、特に降水量については領域間の分布傾向だけでなく季節変動についても再現できていない気候モデルも存在することが明らかとなった。水文分野での利用を目的としたダウンスケーリングなど CMIP3 のデータを用いる場合の問題点が示唆された。日本の陸域における各モデルの再現性を評価した結果をまとめると、次のとおりである。

1. CMIP3 マルチ気候モデルでは日本の陸域に該当する格子数が 5 以下のモデルが半数を占める。個々の GCM で日本の気候について地域特性を論じることは実質的に困難である。
2. 異なる気候モデル間の出力値を比較した場合に対し、同一モデルによるアンサンブルランは結果が非常に似通っている。
3. 降水量および降雪水量は、年平均値および季節変動についてモデル間のばらつきが他の要素と比べて大きい。これらの気象要素について気候モデルを利用する際は、複数のモデルによる

実験結果を用いた解析を行うべきである。

4. 潜熱および顕熱フラックスについては、陸面に該当する格子を抽出しているにも関わらず、海面における季節変動を示すモデルが存在する。風速については、気象官署の観測値と JRA-25 を含めた気候モデルの出力値を比較すると、季節変動の傾向が全く異なっている。その他の要素については、概ね季節変動の再現性は高い。
5. 再解析値である JRA-25 については、降水量および風速の過小傾向など必ずしも観測データと一致するわけではない。その一方で気候モデルと比較する際の利便性は高く、気候モデルとともに再解析データの精度向上は不可欠であると考えられる。

これを受けて第 3 章では、日本の陸域を対象に、再解析値（JRA-25）および気象官署の観測値を基準として再現性のよい気候モデルを選別し、将来予測の不確実性の低減を試みた。個々の GCM では解像度が粗く、日本のように複雑な地形や海陸分布を持つ領域の予測には限界があると思われたが、複数の GCM データを用いてアンサンブル平均を行うことにより、再現性を向上させることが可能となった。日本の陸域は地球の表面積に比べると非常に狭い領域であるにも関わらずマルチモデルアンサンブルの有効性が確認できたことは、「気候変動情報データベース」を開発する契機となった。日本の陸域においてモデルの選別およびマルチモデルアンサンブル平均を行った結果をまとめると、次のとおりである。

1. CMIP3 マルチ気候モデルを JRA-25 もしくは気象官署のデータを基準とした再現性（各要素の月平均値を用いた相関係数が 0.6 以上）により選別することで、予測の不確実性（モデル間のばらつき）の低減が可能である。選別した気候モデルと水平解像度の間に顕著な関連はみられなかった。現在気候の再現性と将来予測の精度が直接結びつく保証はないが、少なくとも季節変動を表現できていないモデルは除外すべきであると考ええる。
2. 選別した 10 の気候モデルを用いた解析の結果、温暖化による気温および地表面温度の上昇、夏季降水量の増加、降雪水量の低下が予測された。これらは水収支に大きく関わる要因であるため、水文・水資源分野での影響評価や適応策の検討が非常に重要であることを示唆している。
3. 本章では日本陸域を対象に地上気象要素の季節変動再現性を基準として気候モデルを選別しており、全球モデルの膨大な実験結果のごく一部分のデータを用いているに過ぎないことに留意する必要がある。ただし、我が国の気候変動による影響評価を議論する際の基礎データとして最も必要とされるのは地上気象要素であり、解像度の異なる複数の気候モデルを簡易的に選別する手段としては有効である。

第 4 章ではさらに検討を進め、複数の GCM データを利用することを前提とした国内の温暖化影響

評価手法の確立を試みた。地理情報として汎用性のある地域メッシュを利用し、約 80km である一次メッシュ単位で情報を整理するというやり方を基盤とした。さらには、気候モデルによる膨大な実験結果を気候変化値という情報に変換し、観測値をベースとした温暖化影響評価を行う気候変化上乗せ法を提示した。一旦データを整理しておけば、日本国内の任意の地域において複数の GCM が予測する将来気候変化を把握できることに加え、観測値および再解析値の情報も併せて整理したことで個々の GCM における現在気候再現性を検証することも可能となる。従来の研究手法であるバイアス補正やダウンスケーリングを用いず、複数の GCM 出力値を直接比較検証するという方法論であり、気象の専門家以外にも幅広く活用することが可能である。国内の 12 の主要都市に該当する一次メッシュにおいて、降水量および気温の気候変化値を相互比較したところ、CMIP3 のアンサンブル平均値は MRI-AGCM で同程度であったことから、粗い解像度である CMIP3 の GCM 出力も国内の温暖化影響評価のために十分に活用できることが示唆された。この手法を利用することの利点として、複数の排出シナリオによる実験結果を活用可能なことも解析例として示した。この章で確立した手法をまとめると、次のとおりである。

1. 国内で求められる気候変動情報は地域スケールであり、一般的には GCM 出力値をダウンスケーリングすることが多い。ただし、地域スケールにおいてもマルチアンサンブルの有効性が期待でき、排出シナリオの違いも含めなるべく多くの GCM の予測結果を利用するという目的から、一次メッシュ単位にデータ解像度を揃える最も簡潔なダウンスケーリング手法を採用した。
2. 対象とするスケールが小さければ要求される予測精度は必然的に高くなるが、気候モデルの再現性には限界がある。現在気候と将来気候の予測値から変化分のみを抽出して観測値に上乗せするスケールリング手法であれば、バイアス補正も不要であり、GCM の予測結果を直接利用することが可能である。一次メッシュでデータ整理することも含め、「気候変化上乗せ法」と呼ぶことにする。
3. 気候変化上乗せ法では、気候変化値を観測値に加味して将来の時系列データを作成することにより、水文解析など様々な分野において、平均的な気候値の変化を対象とした温暖化影響評価を実施することが可能である。ただし、平均的な気候値の変化に対する影響を検討するには適しているが、台風や集中豪雨など、個々の現象に対する評価は手法上不可能であることに注意が必要である。
4. 一次メッシュ単位に整理した降水量および気温の GCM 出力値を用いて国内 12 の主要都市に該当する一次メッシュで検証を行ったところ、国内の地域スケールにおいてもアンサンブル平均が有効であることが現在気候の再現性から示された。ただし、解像度の高い MRI-AGCM の方が再現性は高いことも同時に明らかとなった。将来変化を気候変化値として比較したとこ

ろ、CMIP3 のアンサンブル平均値は MRI-AGCM で同程度であったことから、粗い解像度である CMIP3 の GCM 出力も国内の温暖化影響評価のために十分に活用できる可能性があることが示唆された。

第5章では第4章で構築した手法に基づき、気候モデル実験結果のデータベース化とそれを公開するための WEB アプリケーションを開発し、「気候変動情報データベース」を構築した。国土数値情報など、近年は様々なデータが公開されており、温暖化の情報も早急に利用可能な状態にすることが肝要である。社会に幅広く温暖化情報を提供することは本論文のテーマの一つであり、インターネット通じた情報提供を実現することができた。この章の研究成果をまとめると、次のとおりである。

1. CMIP3 の 25 の GCM, MRI-AGCM の 4 つの GCM の実験結果を、一次メッシュ単位で 20 年間の月別平均値として整理するとともに、アメダス観測値および JRA-25 再解析値を基準とした現在気候の再現性や、将来の気候変化値についてデータベース化を行った。同時に WEB アプリケーションを開発し、データー一覧や分布図についてインターネットを通じて利用可能な「気候変動情報データベース」として構築した。
2. 本データベースを使うことで、国内の任意の地域について気候変動の影響を試算し、GCM ごとの予測結果の違いについても容易に把握することが可能となった。データベースに登録されている情報量は少ないため、複数の気候モデルや複数のシナリオについて迅速に情報を抽出可能なことが利点である。
3. 今後も様々な GCM が新たに開発され、その実験結果が利用可能となることが予想されるが、今回構築した一次メッシュ単位での整理という枠組みを用いれば、過去の GCM との比較・検証することで、最新の GCM による予測結果を評価することが可能である。これは GCM をダウンスケリングしたデータについても同様である。
4. 2014 年 7 月現在、「気候変動情報データベース」は、以下のサイトにより公開している。

<http://mhri.dpri.kyoto-u.ac.jp/database/>

また、開発したデータベースを用いて、国内の地域差に着目した解析を行った結果、以下の知見が得られた。

1. 現在気候の再現性は、気温および比湿では高く、海面気圧はそれに次ぐ程度、降水量、降雪水量および風速では低い、という結果となり、気象要素により予測精度が異なることが明らかとなった。地域別には、降水量は日本海側および北日本で再現性が悪くなっている。

2. 地域別および排出シナリオ別の将来変化をまとめると、2046～2065 年時点では、年降水量は 2～4 %増加、年降雪水量は 20～58%減少、気温は 1.4～2.3℃上昇、比湿は 0.7～1.3 g/kg 上昇であり、2080～2099 年時点では、年降水量は 1～6 %増加、年降雪水量は 27～79%減少、気温は 1.9～4.1℃上昇、比湿は 1.0～2.3 g/kg 上昇である。風速および海面気圧の年平均値はほとんど変化がなく、気温、降雪水量および比湿は緯度が高い方が変化幅は大きい。
3. CMIP3 のような解像度の粗い GCM を用いても、複数のモデルをアンサンブル平均した値には地域による違いがみられ、不確実性含めた地域特性の議論が可能となることが明らかとなった。

第6章では、流域スケールの水文解析を想定し、国内の主要7河川流域を対象に、将来の気候変化を検討した。CMIP3 と MRI-AGCM を比較することにより、解像度の差が実験結果にもたらす影響を検証した。CMIP3 では、個々の GCM の再現性は低いが、マルチモデルアンサンブルにより再現性が向上することをここでも確認できた。一方、将来気候変化の推定においては、CMIP3 と MRI-AGCM の予測結果の間に明瞭な差異が認められず、再現性向上が将来気候予測の不確実性低減に直結しないことを示した。月別値だけに留まらず、極端現象を想定して日降水量の上位 2%強度、日降水量 1mm 未満で定義した無降水日数についても解析を行ったところ、現在気候の再現性は明らかに MRI-AGCM の方が良好であるが、将来変化を現在と将来の比率で表して比較すると CMIP3 と MRI-AGCM は平均すると同程度の変化率となり、個々の GCM では同じように予測結果がばらつくことが明らかとなった。特に、MRI-AGCM は格子解像度といくつかのパラメタリゼーション以外は概ね同じモデルであるにも関わらず予測結果はばらついており、将来気候の予測は一定のレベルに収束している訳ではない。気候モデルが高度化しても、予測の不確実性は今後も避けられそうもないことを予見させる結果となった。第6章では、第5章で開発した「気候変動情報データベース」を利用した研究事例も紹介し、本手法の利点と課題についても考察を行った。この章の研究成果をまとめると、次のとおりである。

1. 一次メッシュ単位に整理した降水量および気温の月別平均値を用いて、国内の代表的な7流域を対象に解析を行ったところ、個々の GCM は高解像度な MRI-AGCM に比べて再現性は低かった。
2. CMIP3 の個々の GCM を再現性によって選別した上でアンサンブル平均を求めた場合、CMIP3 の中で最も再現性の良好な GCM を上回り、さらに MRI-AGCM に近い再現性を有することがわかった。グローバルスケールに留まらず、流域スケールにおいてもマルチモデルアンサンブルの有効性が具体的に実証され、CMIP3 のような解像度の粗い気候モデルを用いても地域特性の議論が可能となることが示唆された。

3. 流域別では最上川流域の降水量の再現性はどの GCM においても非常に低く、GCM による予測が難しい地域が存在することがわかった。降水量に比べると気温の再現性は総じて高い傾向であった。
4. 現在（1980～1999 年）に対する将来（2080～2099 年）の月別平均値の気候変化は、降水量については GCM 間のばらつきは大きく、増減どちらについても予測する GCM が存在する。GCM の解像度や現在気候再現性と将来変化の間に関連性は認められず、MRI-AGCM の 4 つの GCM 間でも降水量の将来変化はばらつきが大きいことがわかった。高解像度で再現性の高い気候モデルを用いたとしても、予測の不確実性は単純に低減できないことが示唆された。気温については全ての GCM が上昇を予測しており、その幅にばらつきがあるもののアンサンブル平均は CMIP3 と MRI-AGCM でほぼ一致していた。
5. 極端現象について議論するため、日降水量のデータのある CMIP3 の 17 の GCM と、MRI-AGCM の 4 つの GCM による実験結果を用いて、解析を行った。現在気候の再現性は、全ての項目で MRI-AGCM が上回り、地域に応じた降水特性を再現していた。CMIP3 は解像度が粗いことから、マルチモデルアンサンブルを行っても明確な地域差が出にくい傾向にあった。CMIP3 は日降水量の上位 2% 強度および無降水日数のいずれについても過小評価であった。
6. 日降水量の上位 2% および無降水日数の将来変化については、CMIP3 および MRI-AGCM の GCM 群をそれぞれ平均した場合、大きな差はみられず、どの地域の将来変化も同じような値であった。GCM による予測のばらつきが大きく、再現性の高い MRI-AGCM の 4 つのモデルだけで比較しても、ある特定の値に収束するということはなかった。

以上述べたように、本論文では地球温暖化の基礎データである気候モデルの実験結果を、国内の影響評価に適用する場合の手法について検討を行った。本論文で確立した手法（気候変動情報データベース＋気候変化上乘せ法）は、月別値レベルであれば様々な分野で適用可能なものであり、特に年間の水収支など長期的な問題を論じる場合に適している。ただし、時空間スケールの小さい極端現象については本論文で行った解析だけでは不十分であり、さらに多くの予測データを収集して検討を重ねる必要があると考えられる。

最後に、本研究で得られた成果が今後の温暖化対策に利用され、有効な適応策の立案に役立つことを願って本論文の結びとしたい。

謝 辞

本研究は、筆者が京都大学防災研究所水資源環境研究センターの水文環境システム(日本気象協会)研究領域に在籍していた期間に行ったものです。本研究を遂行するに当たり、同研究領域の鈴木靖特定教授(現在、一般財団法人日本気象協会技師長)、佐藤嘉展特定准教授(現在、愛媛大学農学部准教授)のお二人には、常日頃より貴重なご指導やご助言をいただきました。ここに深甚なる感謝の意を表します。

京都大学防災研究所堀智晴教授、野原大督助教には、本論文執筆のための環境を整えていただいたことに止まらず、本論文に際して貴重なご教示とご助力をいただきました。ここに衷心より感謝いたします。京都大学防災研究所小尻利治教授、一般財団法人日本気象協会嶋健一事業本部長、辻本浩史防災ソリューション事業部長には、本研究を開始する契機を賜ったのみならず、折にふれて研究のご指導をいただきました。ここに、心より感謝いたします。京都大学防災研究所竹門康弘准教授、田中賢治准教授、浜口俊雄助教には、様々な形でご指導とご助力を賜りました。ここに重ねてお礼申し上げます。

京都大学防災研究所寶馨教授、中北英一教授、角哲也教授、京都大学工学研究科立川康人教授には、折にふれて研究のご助言を頂戴しました。ここに深謝の意を表します。

本研究を行うに当たり、京都大学防災研究所に勤務するという貴重な経験をさせていただくとともに、学位論文の執筆のためのまとまった時間を業務の処理量が減少するにも関わらず与えて下さった筆者の所属する一般財団法人日本気象協会の皆様に心から感謝いたします。

